

基于高斯过程回归的工业用户需求响应潜力评估方法

吴迪¹,王韵楚¹,郁春雷²,刘晟源¹,林振智¹,杨莉¹

(1. 浙江大学 电气工程学院,浙江 杭州 310027;2. 浙江华云信息科技有限公司,浙江 杭州 310012)

摘要:精确的用户需求响应潜力评估有助于电力公司或者负荷聚合商合理调用需求侧资源,提高需求响应的实施成效,以及降低电力系统的负荷峰谷差。在此背景下,针对用电容量大且负荷规律性强的工业用户,提出了一种基于高斯过程回归的需求响应潜力评估方法。首先,构建了基于时序分解算法的工业用户负荷分解模型,并提出了负荷趋势性和周期性分量的可中断负荷特征提取方法以及工业用户的需求响应意愿特征提取方法;然后,基于提取的特征,构建了基于高斯过程回归的工业用户需求响应潜力评估模型;最后,以浙江省工业用户的实际需求响应数据为例,对所提需求响应潜力评估方法的有效性进行验证。仿真结果表明所提方法可以较为准确地评估工业用户的需求响应潜力,为电力公司或者负荷聚合商制定需求响应方案提供参考。

关键词:需求响应;潜力评估;时序分解算法;可中断负荷;负荷特征;高斯过程回归;工业用户

中图分类号:TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202206001

0 引言

随着综合能源的发展,能源市场的竞争日益激烈,以调节电价为代表的传统负荷调控方式已经不足以适应能源结构的优化。与此同时,电网负荷不断增长,减小负荷峰谷差、调峰、调频已经成为保证电网可靠性的难点,而调用需求侧资源是解决这些问题的有效措施^[1]。需求响应DR(Demand Response)可以通过改变用户的用电行为,快速有效地调节电力供需矛盾^[2]。电力公司以智能电网为实施平台,在发起DR邀约的同时提供各种激励政策。当用户选择参与响应时,可以通过改变自身的用电方式以获得收益。DR旨在改善电力系统的负荷压力,提升系统的调节能力,提高电力系统的资产利用率和运行效率,确保电网的可靠性与稳定性^[3]。用户可以自己决定是否参与DR,因此DR的效果依赖于DR邀约时段内用户的可中断负荷与响应意愿^[4]。从海量用户数据库中提取用户的可中断负荷特征和响应意愿特征,从而评估用户的DR潜力,对于电力公司完成DR指标具有重要意义^[5]。

目前,针对DR潜力评估的研究已取得了一定的进展。在已有研究中,DR潜力评估方法可分为2类。一类为定性评估DR潜力方法:文献[6]利用聚类算法依据日负荷特征对用户按不同的用电模式进行分类,并针对不同用电模式的用户标记其适合的

DR类型;文献[7]分析了用户的用电特征、行业负荷特性以及价格弹性系数,定义了DR潜力因子、DR潜力熵等指标,用相对数值衡量用户DR潜力的大小。但上述方法不能为电力公司或负荷聚合商提供较为直接的量化参考。另一类为定量评估DR潜力方法:文献[8]采用基于调查问卷和数据分析的方法定量评估DR潜力,但问卷调查的分发和收集工作量大、耗时长,评估结果难以体现用户DR潜力变化的影响因素,具有较大的局限性;文献[9]基于非侵入式负荷辨识算法对以温控负荷为代表的特定种类用电设备进行详细建模,能够定量评估该种类用电设备的DR潜力,但难以进一步获得用户乃至某个区域的DR总潜力;文献[10]假设某一区域整体用户的DR潜力满足一定的概率分布,并基于该概率分布进行调度决策,但是该假设没有考虑到用户个体的DR特性;文献[11]提出了基于负荷率的DR潜力计算方法,通过各行业用户在典型负荷日的最大负荷以及平均负荷率直接评估用户的DR潜力;文献[12]基于模糊优化集提出了评估DR潜力的指标体系,并参照该体系的评估结果将DR削减负荷总任务按比例分配给用户;文献[13]提出了一种基于深度子领域自适应的DR潜力评估方法,利用同类用户负荷特征等参数的相似度评估该类用户的DR潜力。虽然上述研究将日负荷特性作为主要影响因素用于评估DR潜力,但是DR邀约时段通常为一天中特定的1~2 h,特定DR邀约时段的负荷特性与典型日的负荷特性存在差异。因此,在评估用户的DR潜力时,不按照DR邀约时段对用户的负荷特性进行区分可能会影响评估结果的准确性。文献[14]考虑电价与用户DR意愿之间的关系,采用价格弹性作为DR意愿特征,提出了基于迁移学习的DR潜力

收稿日期:2022-03-20;修回日期:2022-06-02

在线出版日期:2022-06-07

基金项目:国家自然科学基金联合基金重点支持项目(U2166206)

Project supported by the Key Program of Joint Fund of the National Natural Science Foundation of China(U2166206)

评估方法。文献[15]考虑激励价格对DR意愿的影响,提出了DR分布鲁棒建模及其大规模潜力推算方法。上述研究在考虑用户的DR意愿特征时,只考虑了电价特性,没有结合用户个体的DR申报情况、历史响应参与情况等其他特性来提取DR意愿特征,难以全面地反映用户的DR意愿特征并准确地评估用户的DR潜力。

综上所述,已有评估方法均存在如下不足之处:①在负荷特征提取方面,没有依据DR邀约时段对用户的负荷特性进行区分;②在用户的DR意愿特征提取方面,只考虑了电价特性,没有结合用户个体的DR申报情况以及历史响应参与情况;③在DR潜力评估模型的构建方面,对于单个用户的DR潜力评估结果大多为确定的响应量形式,或者只考虑了参数不确定性对结果的影响,没有考虑结果的不确定性。以概率分布形式呈现的评估结果除了期望响应量之外,还体现了各用户DR潜力的不确定性。因此,以概率分布形式呈现的评估结果可以帮助电力公司或负荷聚合商做出更可靠的决策。在此背景下,本文提出了一种基于高斯过程回归GPR(Gaussian Process Regression)算法的DR潜力评估方法。首先,构建了基于时序分解STL(Seasonal and Trend decomposition using Loess)算法的工业用户负荷分解模型,获得用户负荷的趋势性分量和周期性分量,并提出了负荷趋势性和周期性分量的可中断负荷特征提取方法,以描述工业用户在DR邀约时段内的可中断负荷特性;然后,基于用户的历史响应数据和日前邀约的申报数据,提出了工业用户的DR意愿特征提取方法;最后,将用户的可中断负荷特征和DR意愿特征作为输入特征,构建了基于GPR的工业用户DR潜力评估模型。

1 基于负荷分解和DR意愿指标的DR潜力特征提取方法

在电力系统的需求侧管理中,电力公司根据电力供需缺口情况启动DR。在响应日前一天向签约用户和负荷聚合商发出响应邀约。签约用户需在邀约的2 h内申报价格、响应量等信息,电力公司根据用户的申报信息,按照边际出清的方式确定补贴单价和用户中标容量,中标用户在响应日进行响应。电力公司通过基线负荷评估响应量并以签约补贴单价进行补贴结算。目前需求侧管理的一个难点在于部分用户的实际响应量与其中标容量存在一定的偏差,这个现象会造成响应指标分配不合理,从而不利于精准完成缓解电力供需缺口的任务。例如:浙江省于2020年8月进行了3次省级削峰型DR,累计出清并调用负荷5 373 MW,但实际响应量与出清负荷之比均未达到50%,最低仅7.63%。由于工业用户

对自身在DR邀约时段内的可中断负荷认识不准确以及参加DR的意愿不高,导致其实际响应量与申报响应量存在偏差。为了帮助电力公司或负荷聚合商合理分配响应指标,提高DR实施效率,需要精准评估DR潜力。本文所提DR潜力评估方法综合考虑了DR邀约时段内工业用户的负荷水平和参与DR的意愿,工业用户的DR潜力特征由可中断负荷特征和DR意愿特征共同构成。对于可中断负荷特征,本文构建了基于STL算法的可中断负荷特征提取模型;对于DR意愿特征,本文结合用户的响应历史数据(如申报参与率、有效响应率等)和响应日前数据(即收到日前邀约后申报的参与情况、价格、响应量等),提出了工业用户的DR意愿特征提取方法。

1.1 基于STL算法的可中断负荷特征提取模型

工业用户的用电容量大,其用电习惯主要由生产安排决定,规律性强。研究工业用户的日内负荷规律,有利于指导电力公司根据具体的DR邀约时段,将响应指标精准分配给DR潜力大的用户,从而提高DR的实施效率^[16]。

为了挖掘工业用户DR潜力的可中断负荷特征,分析工业用户生产流程中用电设备的负荷特性,并将其日内负荷分为以下4类:第1类负荷可在制造过程中通过控件进行连续调节;第2类负荷只能通过打开或关闭电源来进行0-1控制,在运行期间无法调节;第3类负荷是由生产计划之外的不确定性因素产生的;第4类负荷通常是连续运行、不可调节的^[17],除非因维护需求或计划变更才可使负荷中断。结合以上4类日内负荷的特性,可认为工业用户的负荷由以下4个分量组成:①趋势性负荷分量,代表生产规模,由可连续调节负荷的设备产生,其负荷曲线会随着生产规模的调整而变化;②周期性负荷分量,代表生产日内规律性用电,由生产流程中规律性启停的设备产生,其负荷曲线的骤升/骤降可反映这些设备的启停;③不确定性负荷分量,代表生产计划之外的负荷波动;④日内不可中断的负荷分量,通常是保障生产安全的基础用电。

STL算法是一种以局部加权回归作为平滑方法的时间序列分解方法。STL算法的时序分解原理和分解后的分量含义与负荷分量①—③相对应,因此本文构建了基于STL算法的工业用户负荷分解模型,并从各负荷分量中获得工业用户参与DR时的可中断负荷特征。此外,本文采用计算骤升/骤降负荷之间相对差值的方法提取可中断负荷特征,以滤除负荷分量④,即日内不可中断的负荷分量。

本文构建了基于STL算法的工业用户负荷分解模型,对工业用户响应日前的多日负荷序列 Y_t 进行加性分解。该模型包括负荷分解内循环和负荷分解

外循环,内循环通过去趋势、去周期、平滑滤波等步骤获得趋势性负荷分量 T_v 、周期性负荷分量 S_v 和负荷残差分量 R_v ,外循环则是通过稳健性权重削减离群点的影响^[18]。则工业用户的负荷序列可表示为:

$$Y_v = T_v + S_v + R_v \quad (1)$$

经过STL算法分解后获得的 T_v 和 S_v 分别对应工业生产中随着生产规模的调整而变化的负荷和由规范性生产流程中规律性启停的设备产生的负荷。结合上述含义,本文提出了工业用户参与DR时的可中断负荷特征提取方法,所提取的特征包括工业用户响应日的生产规模因子和可中断负荷向量。

1)生产规模因子:响应日的生产规模会影响生产流程中各设备的负荷出力,因此可利用工业用户在响应日前 k 天的趋势性负荷分量预计工业用户在响应日的生产规模因子。利用STL算法分解工业用户在响应日前 n_r 天的负荷,获得的趋势性负荷分量为 $T_v = \{T_{1,1}, \dots, T_{1,96}, T_{2,1}, \dots, T_{2,96}, \dots, T_{n_r,1}, \dots, T_{n_r,96}\}$ (采样频率为15 min/次)。对每天趋势性负荷分量的96个负荷点取平均值,并用 e_i 表示响应前 n_r 天(采样日)中第 i 天的趋势性负荷均值,则可以得到响应前 n_r 天趋势性负荷分量序列 $\{e_1, e_2, \dots, e_{n_r-k+1}, \dots, e_{n_r}\}$ 。记响应日前 $k(k < n_r)$ 天的趋势性负荷分量序列的均值为响应日的趋势性负荷均值,经标准化处理后即为响应日的生产规模因子,记为 θ 。

2)可中断负荷向量:周期性负荷分量 S_v 反映了规范性生产流程下负荷的规律性,且在实际生产中,负荷是由各生产流程对应的组合用电设备产生的,而不是单个用电设备产生的。因此,分量 S_v 曲线中骤升/骤降的部分对应生产流程的切换,而曲线中较为平稳的部分对应各生产流程中的稳定负荷,将其记为负荷台阶^[19]。目前实施的DR以削峰型为主,当削峰型DR启动时,响应开始前的负荷与所有骤降形成的负荷台阶的差值(差值需为正值)可看作用户可中断的生产流程对应的负荷分量。某用户的可中断负荷与负荷台阶示意图如图1所示。图中:

由图1可知,该用户的周期性负荷分量包括6个负荷台阶,响应起始时刻为12:00。因此,该用户的可中断负荷特征为 P_p 与 L_1 、 L_2 这2个负荷台阶的负荷差值。由于周期性分量在同一个负荷台阶仍会有一定的毛刺波动,为了获得能代表各负荷台阶的负荷数值,本文采用S-G(Savitzky-Golay)滤波算法对负荷台阶曲线上的毛刺进行处理,该算法能够在滤波平滑的同时,更有效地保留负荷序列的变化信息^[20],

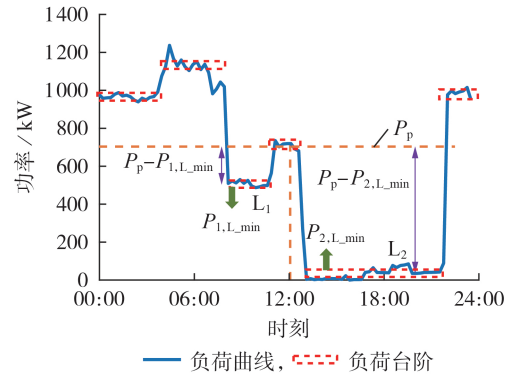


图1 可中断负荷与负荷台阶示意图

Fig.1 Schematic diagram of interruptible load and load steps

且可以平滑不能满足DR要求时长的持续时间较短的负荷台阶。代表负荷台阶 j 的负荷数值为其经过S-G滤波算法滤波后对应的局部负荷曲线极小值,将其记为 $P_{j,L_{min}}$ 。因此,工业用户的可中断负荷向量 P_{po} 可表示为:

$$P_{po} = [P_0, P_p - P_{1,L_{min}}, \dots, P_p - P_{m,L_{min}}] \quad (1)$$

式中: $P_0 = 0$,对应用户选择不中断负荷的情况; m 为负荷台阶数量。为了避免不同用户的可中断负荷向量维数不相等对后续DR潜力评估工作的影响,本文假设当工业用户按照规范性生产流程进行生产时,同一行业且同一生产模式下工业用户可中断负荷向量的维数相等^[21]。

1.2 工业用户的DR意愿特征提取

工业用户的DR潜力不仅与其可中断负荷特征相关,还受参与DR意愿的影响^[22]。意愿特征主要考虑了历史响应效果指标和响应日前邀约申报指标。历史响应效果指标包括申报参与率和有效响应率,响应日前邀约申报指标包括日前响应邀约响应量比和日前响应邀约价格比,各指标的计算公式如下。

1)申报参与率。

$$R_{pre} = \frac{\sum_{i=1}^M k_i}{M} \quad (2)$$

式中: R_{pre} 为历史DR记录中用户收到DR邀约后的申报参与率; M 为历史DR邀约次数; k_i 表示第 i 次历史DR中用户申报的参与情况,若参与本次响应则取值为1,若不参与本次响应则取值为0。

2)有效响应率。

$$E_{pre} = \frac{\sum_{i=1}^M q_i}{M} \quad (3)$$

式中: E_{pre} 为历史DR记录中用户的有效响应率; q_i 表示第 i 次历史DR中用户是否有效参与,若有效参与则取值为1,若未有效参与则取值为0。以浙江省为

例,根据浙江省发展与改革委员会发布的《省发展改革委 省能源局关于开展2021年度电力需求响应工作的通知》^[23],若用户在响应时段同时满足以下2个条件,则认定为有效响应:①最大负荷小于基线最大负荷;②平均负荷小于基线平均负荷,且实际负荷响应率不小于50%。

3)日前响应邀约响应量比。

$$C_{\text{cur}} = c_r / c \quad (4)$$

式中: C_{cur} 为用户收到日前响应邀约后申报的响应量与自身用电容量之比; c_r 为用户申报的响应量,是用户在衡量了自身的生产情况等要素后申报的可参与DR的负荷功率值; c 为用户的用电容量,是预计用户需求可能出现的最大用电功率,反映了用户的最大需求,是供电部门营业管理的重要依据。

4)日前响应邀约价格比。

$$P_{\text{cur}} = P_r / P_{\text{hat}} \quad (5)$$

式中: P_{cur} 为用户日前响应邀约申报价格与价格上限之比; P_r 为用户在考虑了切负荷停工损失等经济因素后申报的可接受的响应补贴单价; P_{hat} 为电力公司DR政策中针对补贴单价限定的申报价格上限。

将以上获得的工业用户的可中断负荷特征和DR意愿特征记为 $\mathbf{x}_i = [\theta, P_{\text{po}}, R_{\text{pre}}, E_{\text{pre}}, C_{\text{cur}}, P_{\text{cur}}]$ (下标 i 为用户编号)。研究这些特征与DR潜力之间的映射关系可获得更精确的DR潜力评估结果。

2 基于GPR的DR潜力评估模型

在电力公司评估用户DR潜力的过程中,直观的DR潜力(即功率值)可为电力公司的调度提供参考,而除功率值之外,调度还需要知道DR潜力评估结果的不确定性(即概率分布)以便实际决策。GPR是使用高斯过程GP(Gaussian Process)先验^[24]对数据进行回归分析的概率预测算法。GPR在进行DR潜力评估时有如下优势:①无需假设工业用户的用电行为特征与历史响应特征和DR潜力之间的显式关系,而是从用户样本数据中自主学习输入特征与DR潜力之间的映射关系;②泛化能力强、参数少,在选取输入特征时具有很高的灵活性,可充分挖掘工业用户的用电行为和历史响应行为中的高维特征信息,可以很好地适应多维非线性关系。根据文献[25]得出的用户响应潜力量化结果服从高斯分布的结论,本文假设各工业用户的DR潜力服从高斯分布,而高斯过程是无限多高斯随机变量所组成的随机过程,即无穷多用户的DR潜力的联合分布可构成高斯过程。因此,可以利用GPR拟合工业用户DR潜力特征与DR潜力之间的映射关系。为了保证输入特征的维数相等,本文假设当工业用户按照规范性生产流程进行生产时,在相同的DR邀约时段内,同一行业同一生产模式下用户的可中断负荷向量的维数相等。

为了描述DR潜力特征与DR潜力在函数空间中的映射关系,本文构建了基于GPR的DR潜力评估模型。该模型以高斯过程 $f(\mathbf{X})$ 描述DR特征与DR潜力的映射关系, $f(\mathbf{X})$ 的参数取值为随机变量, $f(\mathbf{X})$ 的先验分布为高斯分布。因此,在DR潜力高斯过程中,每一个用户都有一个与之对应的DR潜力高斯分布。当参与DR的用户数量足够大时,其DR潜力联合概率分布可构成一个DR潜力高斯过程。利用用户数据构建DR潜力训练集 $\mathbf{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) | i=1, 2, \dots, n\} = (\mathbf{X}, \mathbf{Y})$,其中 n 为DR潜力评估训练集样本中包含的DR用户数量, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$ 为DR潜力评估训练集的输入矩阵, $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 为DR潜力评估训练集的输出标签, y_i 为用户 i 参与DR的负荷量。训练集 $\mathbf{D}$ 可构成高斯联合分布,其对应的高斯过程由DR潜力均值函数 $\mu(\mathbf{X})$ 和DR特征协方差矩阵 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 唯一确定,记为GP $[\cdot]$,如式(6)所示。

$$f(\mathbf{X}) \sim \text{GP}[\mu(\mathbf{X}), K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)] \quad (6)$$

受噪声的干扰,一般认为观测到的用户参与DR的负荷量 y_i 叠加了服从高斯分布的噪声 ε ,即 $y_i = f(\mathbf{x}_i) + \varepsilon$, $\varepsilon \sim N(0, \sigma_N^2)$, $N(\cdot)$ 表示高斯分布, σ_N 为该高斯分布的标准差。因此实际高斯过程的一般模型为:

$$\mathbf{Y} \sim \text{GP}[\mu(\mathbf{X}), K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sigma_N^2 \delta_{ij} \mathbf{I}] \quad (7)$$

式中: δ_{ij} 为Kronecker delta函数; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

为了测试上述DR潜力评估高斯过程模型的回归效果,取另一部分用户数据作为测试集 $\mathbf{D}_*$,如式(8)所示。

$$\mathbf{D}_* = \{(\mathbf{x}_i, f(\mathbf{x}_i)) | i=n+1, n+2, \dots, n+n^*\} = (\mathbf{X}_*, \mathbf{f}_*) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{X}_*$ 、 $\mathbf{f}_*$ 分别为DR潜力评估测试集的输入矩阵、输出标签; n^* 为DR潜力评估测试集包含的用户数量。将由DR潜力评估测试集和训练集构成的先验联合高斯分布的矩阵形式记为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ \mathbf{f}_* \end{bmatrix} = N \left(0, \begin{bmatrix} K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_N^2 \mathbf{I} & K(\mathbf{X}, \mathbf{X}_*) \\ K(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}) & K(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_*) \end{bmatrix} \right) \quad (9)$$

式中: $K(\mathbf{X}, \mathbf{X}_*) = K^T(\mathbf{X}_*, \mathbf{X})$ 为DR潜力评估训练集数据和测试集数据之间的DR特征协方差矩阵; $K(\mathbf{X}, \mathbf{X})$ 、 $K(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_*)$ 分别为DR潜力评估训练集数据、测试集数据的DR特征自协方差矩阵。 $K(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_*)$ 的元素 $K_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$, $k(\cdot, \cdot)$ 为DR评估模型的高斯核函数,用于在DR潜力评估高斯过程中衡量任意2个DR用户之间的相似度,可表示为:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \sigma^2 e^{-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2l^2}} \quad (10)$$

式中: σ 、 l 为高斯核函数的超参数。根据贝叶斯理论,由式(9)和式(10)可以得到DR潜力评估结果 $\mathbf{f}_*$ 。

的后验分布为:

$$f_*|(X, Y, X_*) \sim N(\bar{f}_*, \text{cov}(f_*)) \quad (11)$$

$$\bar{f}_* = K(X_*, X)(K(X, X) + \sigma^2 I)^{-1} Y \quad (12)$$

$$\text{cov}(f_*) = K(X_*, X_*) -$$

$$K(X_*, X)(K(X, X) + \sigma^2 I)^{-1} K(X, X_*) \quad (13)$$

式中: $\bar{f}_* = [f_*(x_{n+1}), f_*(x_{n+2}), \dots, f_*(x_{n+n^*})]$ 为 DR 潜力评估结果的均值向量, $f_*(x_i) (i = n+1, n+2, \dots, n+n^*)$ 为用户 i 的 DR 潜力评估结果的均值; $\text{cov}(f_*) = [s_{n+1}^2, s_{n+2}^2, \dots, s_{n+n^*}^2]$ 为 DR 潜力评估结果的方差向量, $s_i (i = n+1, n+2, \dots, n+n^*)$ 为用户 i 的 DR 潜力评估结果标准差。DR 潜力评估分布的标准差体现了 DR 潜力的离散程度, 代表单个用户 DR 潜力的不确定性, 基于 s_i 可获得用户 i 的评估结果在指定概率下的置信区间。电力公司可参考 DR 潜力的评估结果, 合理调用需求侧的工业用户资源, 提高 DR 的实施成效。

因此, 以可中断负荷特征与 DR 意愿特征作为 DR 潜力评估的输入特征, 基于 GPR 的工业用户 DR 潜力评估框架如图 2 所示。

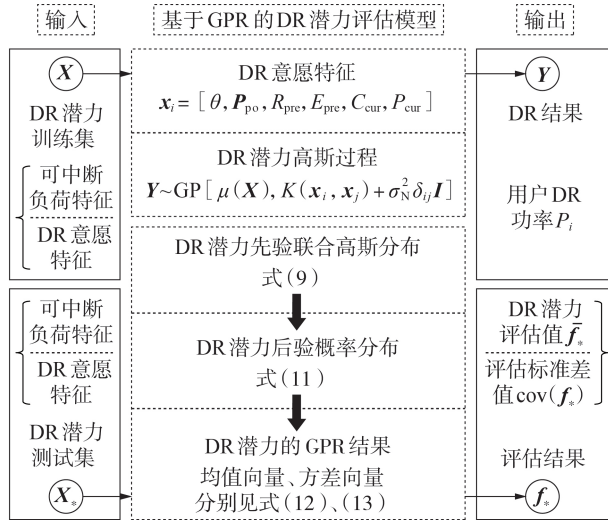


图2 基于GPR的DR潜力评估框架

Fig.2 DR potential evaluation framework based on GPR

为了验证本文所提 DR 潜力评估方法对整体用户 DR 潜力评估的有效性, 定义评估结果的整体准确率 A , 如式(14)所示, 其表示所评估的整体用户中实际响应功率值落入 DR 潜力评估结果 95% 置信区间的用户数量与用户总数之比。

$$A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i \quad (14)$$

式中: $a_i = 1$ 表示用户 i 的 DR 潜力评估结果落入 95% 置信区间内, $a_i = 0$ 表示用户 i 的 DR 潜力评估结果未落入 95% 置信区间内。

为了验证本文所提 DR 潜力评估方法相较于其他 DR 潜力评估方法的优越性, 选用平均绝对百分

比误差 γ_{MAPE} 作为对比指标, 其计算式为:

$$\gamma_{\text{MAPE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{f_*(x_i) - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (15)$$

3 算例分析

为了验证本文所提 DR 潜力评估方法的有效性, 以浙江省 2021 年 1 月实际 DR 案例中工业用户参与 09:00—11:00 时段的削峰型 DR 为例进行算例分析。此次 DR 的邀约用户数量为 8986 位, 算例使用的数据包括工业用户的申报数据及响应日前 15 个无 DR 工作日的日负荷数据, 采样频率为 15 min/次。

3.1 工业用户 DR 潜力评估结果

利用前文所述方法对 513 位工业用户进行 DR 潜力评估, 并与其实际响应量进行对比验证。同时, 为了验证本文所提方法的有效性, 对比考虑、不考虑 DR 意愿的评估结果, 如附录 A 表 A1 所示。对比整体准确率 A 可知: 当考虑 DR 意愿时, 87.64% 的用户实际响应量落入由 DR 潜力均值、标准差构成的高斯分布的 95% 置信区间内; 当不考虑 DR 意愿时, 整体准确率 A 明显下降。由此可见, 考虑工业用户的 DR 意愿对于 DR 潜力评估具有重要意义。

3.2 典型工业用户 DR 潜力评估结果与分析

以户号为 602×××9002 的土木工程建筑业用户和户号为 131×××0940 的金属制造业用户为例, 详细分析其 DR 潜力评估结果。

1) 用户 602×××9002。

利用 STL 算法对用户 602×××9002 的日负荷数据进行分解, 负荷分解结果如图 3 所示。从趋势性负荷分量中获得的响应日的生产规模因子为 1.004, 即生产规模较均值有增大的趋势。S-G 滤波算法滤波前、后的周期性负荷分量如图 4 所示。由图可知, S-G 滤波算法可在不影响提取可中断负荷向量的基础上平滑周期性负荷中的毛刺, 最终获得该用户的可中断负荷向量为 $[0, 70.61, 43.44, 58.32]$ kW。

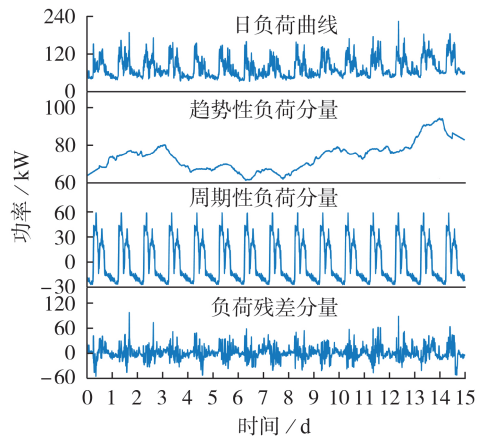


图3 用户602×××9002的负荷分解结果

Fig.3 Load decomposition results of User 602×××9002

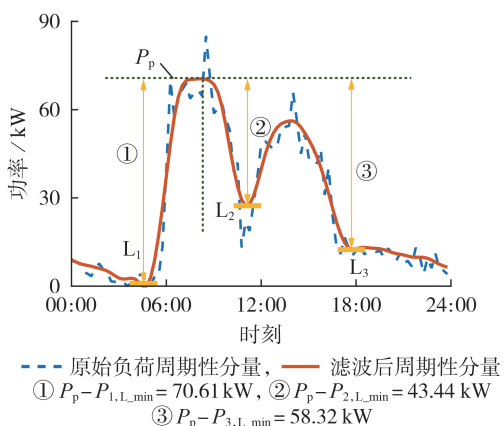


图4 滤波前、后用户602×××9002的周期性负荷分量

Fig.4 Periodic load component of User 602×××9002 before and after filtering

基于GPR进行DR潜力评估可知,该用户DR潜力的均值为52.89 kW,标准差为2.83 kW,即该用户的DR负荷会以52.89 kW的均值和95%的概率落入47.35~58.43 kW的区间(95%置信区间)内。根据浙江省实际的DR量测数据可知,该用户的实际响应负荷为53.01 kW,可见DR潜力评估结果与其实际的响应量相符。为了验证本文所提方法的合理性,结合图5所示用户602×××9002在响应日的实际负荷曲线,进一步分析用户DR意愿、生产规模等因素对DR潜力评估的影响。

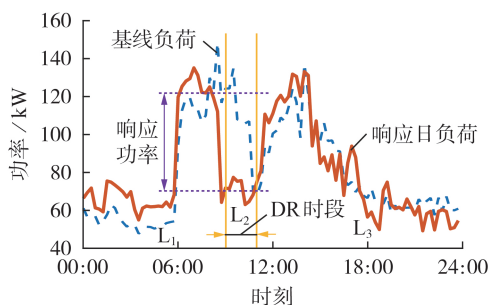


图5 用户602×××9002的响应日负荷与基线负荷曲线

Fig.5 Load curve in response day and baseline load curve of User 602×××9002

在基于GPR的DR潜力评估模型的输入特征中,该用户的历史有效响应率仅为20%,与其他用户相比,其DR意愿较弱,因此在可中断负荷向量中选择负荷较少的生产流程进行中断的可能性更大。同时,该用户的生产规模因子为1.006,说明其实际DR负荷应比可中断负荷向量中的负荷台阶对应的功率值偏大。从图5所示实际响应负荷曲线中可以看出:该用户在实际响应中将负荷中断至负荷台阶L₂(可以从图5的基线负荷中找到与图4中滤波后的周期性负荷分量曲线的负荷台阶L₁、L₂、L₃分别对应的较为平稳的局部负荷曲线,其中基线的计算方法来源于浙江省发展与改革委员会发布的《省发展改

革委 省能源局关于开展2021年度电力需求响应工作的通知》),L₂所在生产流程对应的可中断负荷为43.44 kW,为3个可中断负荷台阶中最小的一个;同时,受生产规模上升趋势的影响,响应至负荷台阶L₂的实际响应量为53.01 kW,与基于GPR的DR潜力评估结果相符。由此可见,本文所提DR潜力评估方法综合考虑了用户生产规模、可中断负荷以及用户的DR意愿对DR结果的影响,DR潜力评估结果更具有合理性。

2)用户131×××0940。

为了进一步说明本文所提方法的有效性,以用户131×××0940为例进行分析。用户131×××0940滤波前后的周期性负荷分量如附录A图A1所示。由图可知,该用户在DR邀约时段内的可中断负荷为0。

该用户日前邀约申报的响应量为500 kW,申报价格比为0.25,虽然其响应意愿较高,但由于其在DR邀约时段(09:00—11:00)内几乎不用电,并没有实际参与DR,所以最终的实际DR负荷几乎为0,这与日前邀约的申报情况差别较大。由图A1可知,虽然该用户在11:00—13:00和18:00—21:00时段内均有较大的负荷,但若直接以该用户的用电量估计其在本次邀约下的DR潜力,会产生较大的误差。本文所提方法对该用户DR潜力的评估均值为0.001 kW,评估标准差为0.01 kW。根据浙江省实际的DR量测数据可知,该用户的实际响应负荷为0.003 kW,DR潜力评估结果也与实际响应量相符。

3.3 DR潜力评估方法对比

为了验证本文所提DR潜力评估方法相较于其他DR潜力评估方法的优越性,以 γ_{MAPE} 为指标衡量本文所提方法与负荷率法、相似度法这2种DR潜力评估方法的评估结果。其中:负荷率法^[11]利用历史负荷曲线提取各用户在典型负荷日的平均负荷率,用户的DR潜力表示为响应日前的最大负荷与平均负荷之差;相似度法^[13]将已知DR中断负荷结果的用户的DR潜力特征记为源域,将待评估DR潜力用户的DR潜力特征记为目标域,计算目标域用户与各源域用户之间的DR潜力特征相似度,再利用特征相似度与相应各源域用户的DR中断负荷加权,获得待评估用户的DR中断负荷,将其作为该用户的DR潜力。不同评估方法的结果对比如图6所示。

由图6可知:本文所提基于GPR的工业用户DR潜力评估方法的误差最小;负荷率法虽然计算简单,适用于工程上粗略估计用户的DR潜力,但误差较大,不便于电力公司的精准调度;相似度法考虑了待评估用户与已知DR中断负荷结果的用户之间的相似度,误差较负荷率法小,但由于即使是同一个用电模式下的用户,用户的实际响应意愿和DR邀约时

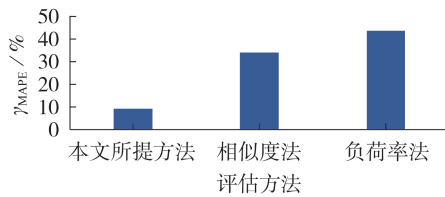


图6 不同DR潜力评估方法结果对比

Fig.6 Result comparison among different DR potential evaluation methods

段对应的负荷条件都是不同的,因此该方法的评估误差高于本文所提方法。此外,负荷率法、相似度法的DR潜力评估结果都是数值型而非概率分布型。在电力公司或负荷聚合商进行实际调度决策时,除了响应量之外,DR潜力评估结果的概率分布可帮助电力公司或负荷聚合商了解用户可能的响应量以及相应的不确定性,便于电力公司或负荷聚合商作出更精准可靠的调度决策。

上述结果表明本文所提方法可为电力公司或负荷聚合商更精细地评估用户在DR邀约时段内的DR潜力,避免因申报不符合实际情况而影响DR调度和中标容量分配的情况出现。

4 结论

本文基于GPR提出了一种针对用电容量大且负荷规律性强的工业用户的DR潜力评估方法。该方法建立了基于STL算法的工业用户可中断负荷特征提取模型、DR意愿模型以及基于GPR的DR潜力评估模型。以浙江省工业用户的实际DR数据为例,对所提DR潜力评估方法的有效性进行了验证。算例分析结果表明,本文所提方法可准确地评估工业用户的DR潜力,结合工业用户的实际负荷水平,可知用户DR潜力与其日前邀约申报情况之间的偏差,帮助电力公司或负荷聚合商合理调用需求侧的工业用户资源,提高DR的实施成效。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 杨景旭,李钦豪,张勇军,等.考虑电网需求匹配度的多EV聚合商需求响应削峰优化建模[J].电力自动化设备,2021,41(8):125-134.
YANG Jingxu, LI Qinhao, ZHANG Yongjun, et al. Peak shaving optimization modeling for demand response of multiple EV aggregators considering matching degree of power grid demand[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 125-134.
- [2] 程浩原,艾芊,孙东磊,等.多微电网虚拟备用模型在计及不确定性的需求侧资源分配中的应用[J].电力自动化设备,2022,42(2):210-216.
CHENG Haoyuan, AI Qian, SUN Donglei, et al. Application of multi-microgrid virtual reserve model in demand-side resource allocation considering uncertainty[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(2): 210-216.
- [3] 蔡紫婷,彭敏放,沈美娥.考虑需求侧资源的智能小区综合能源日前优化调度[J].电力自动化设备,2021,41(3):18-24,32.
CAI Ziting, PENG Minfang, SHEN Meie. Day-ahead optimal scheduling of smart integrated energy communities considering demand-side resources[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 18-24, 32.
- [4] 肖斐,艾芊.基于模型预测控制的微电网多时间尺度需求响应资源优化调度[J].电力自动化设备,2018,38(5):184-190.
XIAO Fei, AI Qian. Multiple time-scale optimal dispatch of demand response resource for microgrid based on model predictive control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 184-190.
- [5] 帅轩越,王秀丽,吴雄.用户侧有限理性下基于主从博弈与电热需求响应的综合能源微网优化运行[J].电力自动化设备,2021,41(11):25-31.
SHUAI Xuanyue, WANG Xiuli, WU Xiong. Optimal operation of integrated energy microgrid based on leader-follower game and electricity and heat demand response under user-side limited rationality[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(11): 25-31.
- [6] 宗柳,李扬,王蓓蓓.计及需求响应的多维度用电特征精细挖掘[J].电力系统自动化,2012,36(20):54-58.
ZONG Liu, LI Yang, WANG Beibei. Fine-mining of multi-dimension electrical characteristics considering demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(20): 54-58.
- [7] 郭亦宗,冯斌,岳铂雄,等.负荷聚合商模式下考虑需求响应的超短期负荷预测[J].电力系统自动化,2021,45(1):79-87.
GUO Yizong, FENG Bin, YUE Boxiong, et al. Ultra-short-term load forecasting considering demand response in load aggregator mode[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 79-87.
- [8] TORSTENSSON D, WALLIN F. Potential and barriers for demand response at household customers[J]. Energy Procedia, 2015, 75: 1189-1196.
- [9] 余洋,权丽,贾雨龙,等.平抑新能源功率波动的聚合温控负荷改进模型预测控制[J].电力自动化设备,2021,41(3):92-99.
YU Yang, QUAN Li, JIA Yulong, et al. Improved model predictive control of aggregated thermostatically controlled load for power fluctuation suppression of new energy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 92-99.
- [10] GIANNELLOS S, KONSTANTELOS I, STRBAC G. Option value of demand-side response schemes under decision dependent uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5103-5113.
- [11] 伍子东.需求响应关键技术研究[D].广州:华南理工大学,2020.
WU Zidong. Research on key technologies of demand response[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2020.
- [12] 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.
- [13] 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/OL].中国电机工程学报.[2022-03-14].
<https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.210903>.
- [14] KONG Xiangyu, KONG Deqian, YAO Jingtao, et al. Online pricing of demand response based on long short-term memory and reinforcement learning[J]. Applied Energy, 2020, 271: 114945.

- [15] 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.
- [16] 徐业琰,彭思成,廖清芬,等. 考虑用户互补聚合响应与热能传输延时的综合能源园区运营商两阶段短期优化调度[J]. 电力自动化设备,2017,37(6):152-163.
XU Yeyan, PENG Sicheng, LIAO Qingfen, et al. Two-stage short-term optimal dispatch of MEP considering CAUR and HTTD[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(6): 152-163.
- [17] LEE E, BAEK K, KIM J. Evaluation of demand response potential flexibility in the industry based on a data-driven approach[J]. Energies, 2020, 13(23):6355.
- [18] ZHOU Yujue, JIANG Jie, YANG Shuanghua, et al. MuSDRI: multi-seasonal decomposition based recurrent imputation for time series[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(20):23213-23223.
- [19] WU Di, WANG Yunchu, LI Lei, et al. Demand response ability evaluation based on seasonal and trend decomposition using LOESS and S-G filtering algorithms[J]. Energy Reports, 2022, 8:292-299.
- [20] SCHETTINO B M, DUQUE C A, SILVEIRA P M. Current-transformer saturation detection using Savitzky-Golay filter[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(3):1400-1401.
- [21] 金伟超,张旭,刘晟源,等. 基于剪枝策略和密度峰值聚类的行业典型负荷曲线辨识[J]. 电力系统自动化,2021,45(4):20-28.
JIN Weichao, ZHANG Xu, LIU Shengyuan, et al. Identification of typical industrial power load curves based on pruning strategy and density peak clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(4): 20-28.
- [22] STARKE M, ALKADI N, MA O. Assessment of industrial load for demand response across U.S. regions of the western interconnect[R]. Oak Ridge, USA: Oak Ridge National Laboratory, 2013.
- [23] 浙江省发展和改革委员会. 省发展改革委 省能源局关于开展2021年度电力需求响应工作的通知[EB/OL]. (2021-06-08) [2022-03-14]. http://fzggw.zj.gov.cn/art/2021/6/8/art_1229123367_2301809.html.
- [24] 郭鹏,王兆光. 基于高斯过程回归和双滑动窗口残差处理的风电机组主轴状态监测[J]. 电力自动化设备,2018,38(6):34-40.
GUO Peng, WANG Zhaoguang. Wind turbine spindle state monitoring based on Gaussian process regression and double moving window residual processing[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(6): 34-40.
- [25] QI Xianjun, JI Zongshuo, WU Hongbin, et al. Short-term reliability assessment of generating systems considering demand response reliability[J]. IEEE Access, 2020, 8:74371-74384.

作者简介:



吴迪

吴迪(1997—),女,硕士研究生,主要研究方向为需求响应与电力大数据分析(E-mail: 22010018@zju.edu.cn);

王韵楚(1998—),女,博士研究生,主要研究方向为需求响应与电力市场(E-mail: wangyunchu_ee@zju.edu.cn);

郁春雷(1984—),男,高级工程师,硕士,主要研究方向为用电信息采集系统与电力需求侧实时管理系统(E-mail: yuchunlei@hyit.com.cn);

杨莉(1974—),女,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为电力市场(E-mail: eeyangli@zju.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Demand response potential evaluation method of industrial users based on Gaussian process regression

WU Di¹, WANG Yunchu¹, YU Chunlei², LIU Shengyuan¹, LIN Zhenzhi¹, YANG Li¹

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. Zhejiang Huayun Information Technology Co., Ltd., Hangzhou 310012, China)

Abstract: Accurate demand response potential evaluation of users is helpful for power companies or load aggregators to reasonably allocate demand-side resources, improve the implementation effect of demand response, and reduce the load peak-valley difference of power system. In this context, a demand response potential evaluation method based on Gaussian process regression is proposed for the industrial users with large electricity consumption and strong load regularity. Firstly, a load decomposition model of industrial users based on STL (Seasonal and Trend decomposition using Loess) algorithm is constructed, and the feature extraction method of interruptible load for load trend and periodic components is proposed as well as the feature extraction method of industrial users' demand response willingness. Then, based on the extracted features, the demand response potential evaluation model of industrial users based on Gaussian process regression is constructed. Finally, taking the actual demand response data of industrial users in Zhejiang Province as an example, the validity of the proposed demand response potential evaluation method is verified. Simulative results show that the proposed method can accurately evaluate the demand response potential of industrial users and provide a reference for power companies or load aggregators to formulate demand response plans.

Key words: demand response; potential evaluation; STL algorithm; interruptible load; load features; Gaussian process regression; industrial users

附录 A

表 A1 工业用户 DR 潜力评估结果
Table A1 Results of DR potential evaluation for all industrial users

用户	实际响应量	考虑 DR 意愿			不考虑 DR 意愿		
		DR 潜力均值	标准差	a_i	DR 潜力均值	标准差	a_i
1	116.69	115.80	2.04	1	80.76	2.87	0
2	68.05	65.85	1.70	1	54.63	2.45	0
3	41.89	43.03	2.39	1	29.84	2.57	0
4	68.26	67.00	1.56	1	70.59	2.11	1
5	28.44	21.58	1.30	0	34.11	1.64	0
...	...	...	...	...	...	...	...
512	119.95	118.28	3.49	1	122.27	3.61	1
513	187.08	190.39	3.93	1	150.35	4.56	0
A		87.64%			54.12%		

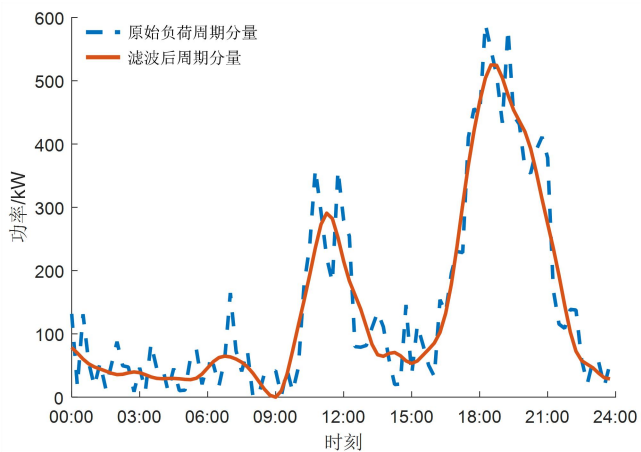


图 A1 滤波前、后用户 131×××0940 的周期性负荷分量
Fig.A1 Periodic load component of User 131×××0940 before and after filtering