

基于自学习优化模型的定制化居民需求响应预测研究

卢 婕¹,刘向向¹,赵振佐²,赵文辉²,邓娜娜²,王 博²

(1. 国网江西省电力有限公司 供电服务管理中心,南昌 330001;

2. 北京理工大学 管理与经济学院,北京 100081)

Forecasting research of tailored residential demand response based on self-learning optimization model

LU Jie¹, LIU Xiangxiang¹, ZHAO Zhenzuo², ZHAO Wenhui², DENG Nana², WANG Bo²

(1. Power Supply Service Management Center, State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Nanchang 330001, China; 2. School of Management and Economics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

摘要:基于家庭智能电表采集数据,构建居民需求响应样本库。基于该样本库,开展特征工程,充分挖掘响应用户的家庭属性、响应行为、用电行为等特征。在此基础上,构建居民电力需求响应神经网络自学习优化模型,根据不同家庭标签与历史响应结果数据,预测居民需求响应参与情况,随着典型场景下需求响应的不断开展,对模型进行循环迭代与优化。最终,依据调节目标,智能化制定需求响应调控策略。算例结果表明,所提的需求响应策略能够准确识别居民需求响应参与度,降低需求响应激励成本。

关键词:居民需求响应;特征工程;自学习优化;定制化响应预测

Abstract: Based on the monitoring data of household smart meters, a sample database of residents' demand response is constructed. Based on the sample database, feature engineering is carried out to fully mine the characteristics of responsive users, such as family attributes, response behavior and power consumption behavior. On this basis, the self-learning optimization model of resident power demand response neural network is constructed. According to the data of different family labels and historical response results, the participation of resident demand response is predicted. With the continuous development of demand response in typical scenarios, the model is iterated and optimized. Finally, according to the regulation objectives, the demand response regulation strategy is intelligently formulated. Results show that the proposed demand response strategy can accurately identify the residential demand response participation and reduce the demand response incentive cost.

Key words: residential demand response; feature engineering; self-learning optimization; tailored response prediction

0 引言

近年来因家庭电力消费带来的能源消耗与碳排放问题日益严峻^[1-2]。居民用电迅速增长是造成电网高峰时段用电负荷呈现两位数增长、峰谷差不断增大的重要原因^[3-4]。我国电力系统面临缓解供需矛盾、节能减排的双重压力,在“双碳”的目标下,电网供应侧的规模扩张受到了极大的束缚,因此我国迫切需要从需求侧开展居民用能管理,提高需求侧互动能力。

电力需求响应作为需求侧管理的重要举措,在全世界范围内得到了广泛的应用^[5-6]。国内外学者围绕园区^[7],以及工、商业用户^[8]的电力需求响应开展了一系列的研究和试点应用。居民电力消费具有

单体负荷小、分布散、随机性强、可控性低等特点,为针对家庭用户开展需求侧管理带来了挑战。

因此,本文基于长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)构建居民电力需求响应自学习优化模型。需求响应开展情况如下:每天早上通过短信的方式发送信息给用户,通知当天19:00—20:30将开展需求响应活动,对于有意愿参与的用户,若这1.5 h内比前一天(基准日)用电量减少1 kWh,将给予相应的红包奖励。需求响应实验针对迎峰度夏与迎峰度冬场景多次开展,涉及居民百万余人。

此后,在相应时间段采集需求响应数据,通过构建基于时间卷积神经网络模型的多变量时间序列模型,对居民用户响应电量进行预测;针对特定削峰填谷目标,基于居民需求响应行为预测结果,得到微观家庭差异化响应策略优先级排序,基于优化算法制定个性化需求响应调控指标分配方案,以最小的成本实现需求响应目标。

收稿日期:2021-09-18;修回日期:2021-10-18

基金项目:国网江西省电力有限公司科技项目(52185220000C)

1 参与需求响应用户关键特征识别

1.1 关键特征提取

为了详细分析回复邀约用户、节电响应用户与不同响应程度用户的特征,在采集数据后,开展特征工程,充分挖掘历史用电序列信息构建特征,再运用机器学习方法,对所构建的特征与响应标签(是否回复邀约、是否行动响应、响应程度高、中、低)进行模型拟合,最终对拟合的响应结果进行评估和优化,流程图如图1所示。

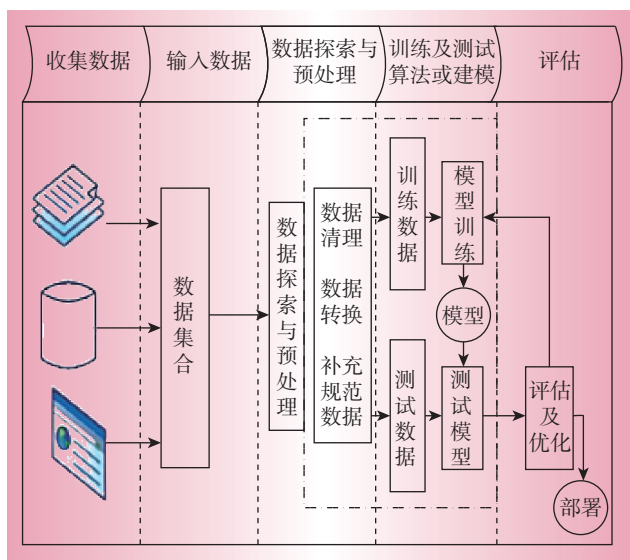


图1 关键特征识别分析流程图

Fig. 1 Flow chart of key feature extraction and analysis

1.2 特征工程

1.2.1 数据预处理

首先通过最小二乘法拟合缺失的用电量,对数据进行补充。其次通过经验模态分解方法对原始用电时间序列进行分析,基于日用电特征(由高速宽带载波(high power line carrier, HPLC)智能电能表每15 min采集得来)、年用电序列特征与调查问卷中关于居民的社会与经济属性,通过对历史用电序列信息进行充分的挖掘,分别构建历史时间序列整体特征与局部特征。整体序列特征包括居民平均用电量、居民用电序列标准差、历史用电峰度、居民用电长短期趋势等。局部特征包括时间序列的周期性及波动性的近似熵和分位数。

1.2.2 特征筛选

首先对用户基准电量等变量做归一化处理,其次,由于影响居民节电响应程度的原因极为复杂,因此选用机器学习中应用广泛的神经网络模型对数据进行拟合。通过反复地构建模型,将筛选出的特征放入列表中,在剩余特征上重复该过程,贡献度特征重要性前6名如表1所示。

表1 贡献度特征重要性排名

Table 1 Importance ranking of contribution characteristics

排名	贡献度特征重要性
1	用户基准电量
2	需求响应实验日期
3	历史用电中位数
4	历史用电25%分位数
5	用电长期增长率
6	历史平均用电量

2 居民需求响应自学习优化模型

2.1 需求响应用户行为分析

用户在参与需求响应过程中,主要目标是在保证生活舒适和电力设备稳定的基础上,实现电力消费最小化。针对多方面因素对用户的需求响应潜力进行评估并形成潜力优先级顺序,从而在一定裕度下优选合适数量用户参与需求响应,使得在精确达成削减负荷目标的前提下,合理控制需求响应成本。

根据电力削减负荷的目标,结合居民智慧用能标本库中用户负荷数据和参与需求响应的历史信息,通过构建基于时间卷积神经网络模型的多变量时间序列模型,对上述居民用户响应电量进行预测。在不同的邀约比例下,对上述的居民排序进行仿真模拟得到用户响应负荷潜力的情况。

2.2 基于LSTM的用户需求响应预测建模

本文采用LSTM对需求响应用户的响应程度进行预测。输入数据选择对用户用电影响最大的环境因素(温度和湿度)、零售电价、需求响应激励、用户特征等,输出数据为用户聚合体的用电负荷。

遗忘门 f_t 决定上一时刻的状态单元中要舍弃和保留的信息

$$f_t = \sigma(w_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

式中: f_t 为遗忘门输出变量; σ 为 sigmoid 函数; x_t 为输入数据,指温度和湿度、零售电价、需求响应激励、用户特征等信息; h_t 为用户用电情况; w_f 为权值; b_f 为偏值,分别是各层的神经元系数。

输入门使用上一个时刻的输出和本次输入计算当前输入单元状态,算法如式(2),对于当前的输入状态计算如式(3)

$$i_t = \sigma(w_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$z_t = \tanh(w_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t \cdot z_t \quad (4)$$

式中: i_t 为更新的状态单元,是LSTM能够长期保持记忆的关键; w_i 、 w_c 为权值; z_t 为当前输入状态; b_i 、 b_c 为偏值; c_{t-1} 为上一时刻单元状态; c_t 为本时刻

单元状态; $\tanh$ 为双曲正切函数, 将 c_i 控制在 $[-1, 1]$ 之间, 表示输出门状态更新。输出门使用上一个时刻的输出和本次输出计算当前输出单元状态, 算法如式(5), 当前输出状态如式(6)

$$o_i = \sigma(w_o \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_o) \tag{5}$$

$$h_i = o_i \cdot \tanh(c_i) \tag{6}$$

具体预测结果为

$$y_i = w_d \cdot h_i + b_d \tag{7}$$

式中: o_i 为更新的输出单元; x_i 为输入数据; w_o 、 w_d 为权值, b_o 、 b_d 为偏值, 为输出神经元系数; 每个时刻输入变量包含上一时刻单元状态 c_i ; y_i 为最终输出的用户用电情况。

3 算例分析

在给定削减负荷目标场景下, 若向全部用户发送邀约, 则成本高、效果存在不确定性, 产生不必要的需求响应成本。根据需求响应用户特点, 针对给定削减负荷目标, 依次选择合适比例的用户进行邀约, 能够以最小成本实现需求响应目标。

3.1 用户响应预测

本研究基于 2019 年 7 月 19 日至 2019 年 8 月 19 日在江西多地开展的 6 次居民电力需求响应试点数据, 结合 158 000 户邀约用户 24 个月的月度用电量以及上述居民参与需求响应前后 7 天 HPLC 智能电能表每 15 min 的用电数据。同时, 集成 12 600 份参与需求响应用户微观调查问卷数据(包含家庭收入、家庭人口结构、家庭常用电器等多种信息)。

将具有完整标签的用户数据汇聚成数据集, 将数据集按照 7:3 的比例分为训练集与测试集, 对训练结果进行验证。关于用户是否进行需求响应的判别模型中的目标变量, 取用户响应为 1, 不响应为 0, 进行模型训练, 验证结果如表 2。

表 2 用户邀约预测结果

Table 2 Forecast results of user invitation		
类别/指标	未响应用户	响应用户
模型准确度	0.82	0.90

模型在未响应用户判断的准确率为 82%, 模型在响应用户的判别上, 准确率为 90%, 说明设置的模型能够较高程度识别用户响应情况。

依据对居民进行的特征工程分析, 继续衡量居民是否接受邀约的影响因素。本文进一步对重要信息与预测结果的关系进行探究, 得出用户基准电量与用户是否接受邀约有正相关关系, 而历史用电中位数等信息对判断用户是否接受邀约作用较小, 具体关系如图 2, 根据分析结果, 为居民响应预测提供参考。

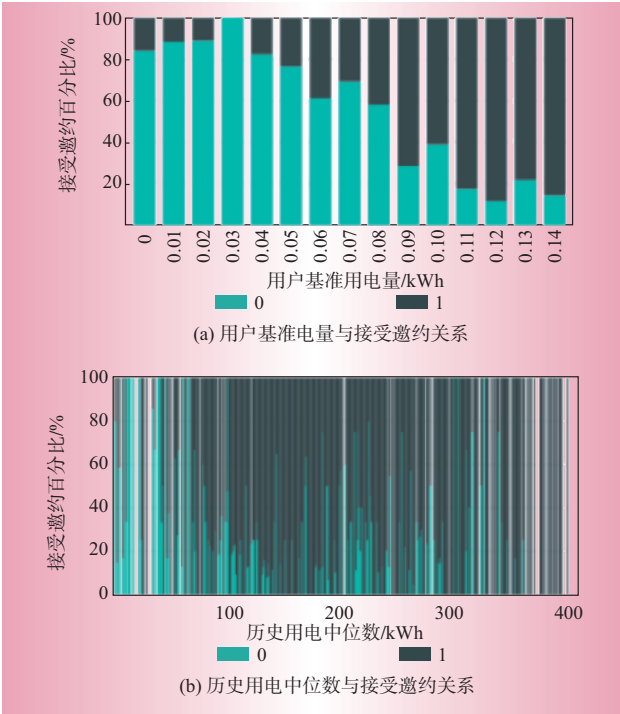


图 2 用户响应关键影响因素

Fig. 2 Key influencing factors of residential response

3.2 需求响应潜力预测

为了构建电力数据和需求响应潜力之间的关联, 或通过电力消费数据反推用户需求响应潜力, 构建神经网络模型, 对标签进行学习, 进而外推到其他未获取到问卷的用户。采取 LSTM 方式, 输入环境温度、湿度、电价等数据, 进行月度数据的自动特征提取。训练过程中的均方根误差为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum (f_{actual} - f_{predict})^2} \tag{8}$$

式中: $RMSE$ 为均方根误差值; M 为测试样本总数; f_{actual} , $f_{predict}$ 分别为消费数据的实际值与预测值。

从模型训练结果来看, 模型很快就达到收敛状态, 损失函数稳定在 0.000 015 左右。模型快速收敛, 且误差较小。从预测结果看, 整体预测效果较好, 可以进一步推广应用。预测结果如图 3 所示。

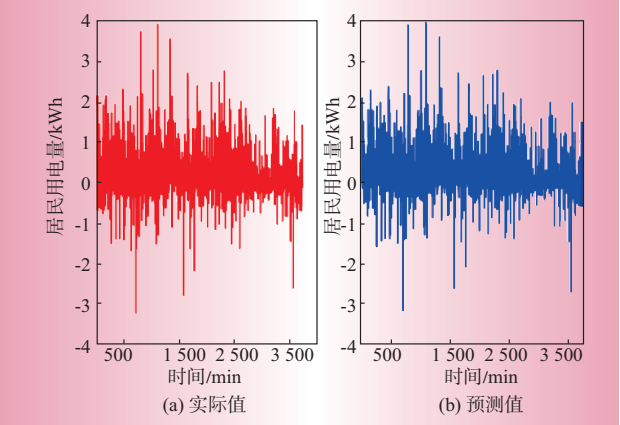


图 3 用户响应预测

Fig. 3 User response prediction

根据居民用户特征工程后的标签,对居民实际响应量进行模拟预测,推断用户需求响应潜力,使需求响应潜力更大的用户排序更靠前,并不断修正排序结果,最终得到目标水平下的最优激励水平。

3.3 定制化需求响应策略生成

目前,江西应用自学习优化模型开展了居民电力需求响应试点工作。逐步形成分地区、分层次的需求响应调节潜力方案,根据电网调节需求,在削峰负荷目标确定的情况下确定合适的邀约比例,根据居民需求响应潜力自动优化形成精准的目标客户推送策略。

4 结束语

本文针对特定削峰目标,基于大规模激励型居民需求响应试验数据,应用特征工程,分析居民用户特点,标签化用户各类属性;结合神经网络构建居民电力需求响应自学习优化模型,对用户响应情况以及响应潜力进行预测,提供有针对性的需求响应优化策略,为电力公司需求响应工作开展提供了高效细致的解决方案,降低了需求响应的成本。此研究成果在江西省进行试用,取得了较为良好的成效。本研究针对用电量进行预测,受限于样本库质量,在后续研究中会进一步扩大样本库规模,不断提高预测效果,实现需求响应管理智能化决策。D

参考文献:

- [1] 李彬,赵燕玲,魏吟斌,等. 碳中和背景下的需求侧资源互动关键支撑技术研究[J]. 供用电,2021,38(9):3-9,18.
LI Bin, ZHAO Yanling, WEI Yinwu, et al. Research on key supporting technologies of demand side resource interaction under the background of carbon neutral[J]. Distribution & Utilization, 2021, 38(9):3-9, 18.
- [2] 董梅,徐璋勇,李存芳. 碳强度约束对城乡居民福利水平的影响:基于CGE模型的分析[J]. 中国人口·资源与环境,2018,28(2):94-105.
DONG Mei, XU Zhangyong, LI Cunfang. The impact of carbon intensity restriction on welfare of urban and rural residents:an analysis based on CGE model[J]. China Population, Resources and Environment, 2018, 28(2):94-105.
- [3] 周明,宋旭帆,涂京,等. 基于非侵入式负荷监测的居民用电行为分析[J]. 电网技术,2018,42(10):3 268-3 276.

ZHOU Ming, SONG Xufan, TU Jing, et al. Residential electricity consumption behavior analysis based on non-intrusive load monitoring[J]. Power System Technology, 2018, 42(10):3 268-3 276.

- [4] 刘向向,卢婕,周琪,等. 基于多维特征融合的居民电力消费异质性模式识别研究[J]. 电力需求侧管理,2020,22(6):90-95.
LIU Xiangxiang, LU Jie, ZHOU Qi, et al. The research of pattern recognition of heterogeneous residential power consumption based on multi - dimensional features [J]. Power Demand Side Management, 2020, 22(6):90-95.
- [5] 刘军会,刘鑫,李虎军,等. 国外需求响应市场化实施模式及启示[J]. 电力需求侧管理,2021,23(2):95-100.
LIU Junhui, LIU Xin, LI Hujun, et al. Marketization implementation mode and enlightenment of foreign demand response participating in electricity [J]. Power Demand Side Management, 2021, 23(2):95-100.
- [6] CHEN Y B, ZHANG L X, XU P, et al. Electricity demand response schemes in China: Pilot study and future outlook[J]. Energy, 2021(224):120 042.
- [7] 李啸宇,谈金晶,王蓓蓓. 智能园区需求响应项目实施效益研究[J]. 江苏电机工程,2013,32(4):20-23.
LI Xiaoyu, TAN Jinjing, WANG Beibei. Research on implementation benefits of demand response projects in smart park [J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2013, 32(4):20-23.
- [8] 史俊伟,文福拴,崔鹏程,等. 参与需求响应的工业用户智能用电管理[J]. 电力系统自动化,2017,41(14):45-53.
SHI Junyi, WEN Fushuan, CUI Pengcheng, et al. Intelligent energy management of industrial loads considering participation in demand response program [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(14):45-53.

作者简介:

卢婕(1982),女,江西南昌人,高级工程师,研究方向为电力需求侧管理;

刘向向(1987),男,江西九江人,硕士,高级工程师,研究方向为电力需求侧管理;

赵振佐(1998),女,黑龙江牡丹江人,硕士,研究方向为能源与环境管理;

赵文辉(1993),男,甘肃天水人,博士,研究方向为能源与环境管理;

邓娜娜(1993),女,河南信阳人,博士,研究方向为能源与环境管理;

王博(1983),女,通信作者,吉林长春人,博士,副教授,研究方向为数据驱动的居民可持续消费行为研究。

(责任编辑 殷荣吟 史倩芸)