

基于深度学习的电力需求侧响应与有序用电预测方法研究

庞莹

(国网黄冈供电公司)

【摘要】文章聚焦于电力需求侧响应与有序用电预测,提出基于深度学习的混合模型架构。电力需求侧响应通过激励措施引导用户调整用电行为,优化资源配置;而有序用电预测对保障电网稳定运行至关重要。研究中结合长短期记忆网络(LSTM)和卷积神经网络(CNN),利用LSTM捕捉时间序列数据的长期依赖性,以及CNN提取空间特征的能力,进一步引入双向LSTM和注意力机制提升模型性能。通过某地区历史用电数据的实验验证,该模型在预测精度上表现优异,为电力系统的高效运行和能源管理提供了新的技术路径。未来研究将探索深度学习与其他技术的融合,进一步提升预测准确性和实用性。

【关键词】电力需求侧响应;有序用电预测;深度学习;LSTM;CNN;混合模型

中图分类号: TM73

DOI: 10.13655/j.cnki.ibci.2025.S2.142

Research on Power Demand-side Response and Orderly Power Consumption Prediction Method Based on Deep Learning

PANG Ying

(State Grid Huanggang Power Supply Company)

【Abstract】This paper focuses on power demand-side response and orderly power consumption prediction, and proposes a hybrid model architecture based on deep learning. The power demand-side response guides users to adjust power consumption behavior and optimize resource allocation through incentive measures, and orderly power consumption prediction is essential to ensure the stable operation of the power grid. In the study, it combines long-term and short-term memory network (LSTM) and convolutional neural network (CNN), uses LSTM to capture long-term dependence on time series data and the ability of CNN to extract spatial features, and further introduces bidirectional LSTM and attention mechanism to improve model performance. Through the experimental verification of historical electricity consumption data in a certain region, the model performs well in prediction accuracy, providing a new technical path for the efficient operation and energy management of the power system. Future research will explore the integration of deep learning with other technologies to further improve the accuracy and practicality of prediction.

【Keywords】power demand-side response; orderly power consumption prediction; deep learning; LSTM; CNN; hybrid model

1 引言

在当今时代,社会经济快速发展推动能源需求持续增长,对电力系统稳定运行提出前所未有的挑战。电力需求侧响应与有序用电作为实现电力系统供需平衡的关键举措、提升能源利用效率的重要手段,其重要性日益凸显^[1]。

近年来,深度学习技术在多领域取得瞩目成果,其凭借强大的数据挖掘能力,可从海量复杂数据中提取有价值信息;依托卓越的模式识别能力,能精准识别数据中的潜在规律。这些特性为电力需求侧响应与有序用电预测提供了全新思路与方法。传统预测方法存在诸多局限性,深度学习技术的引入则有望突破这些瓶颈。

本文将深入探讨基于深度学习的电力需求侧响应与有序用电预测方法,通过对相关技术的详细研究与分析,为电力系统高效运行及科学合理的能源管理提供坚实理论支撑与切实可行的技术指导,助力电力行业在新时代背景下更好应对各类挑战,实现可持续发展。

2 深度学习在电力需求侧响应中的应用

2.1 电力需求侧响应概述

电力需求侧响应是通过激励措施或价格信号引导用户调整用电行为,以实现电力供需平衡与优化资源配置^[2]。其主要实施方式包括需求响应计划、分

时电价、可中断负荷等。借助这些措施,用户可在电价较低时增加用电,在电价较高或电网负荷较大时减少用电,进而降低用电成本,同时提升电网运行效率。

2.2 深度学习模型选择与优化

深度学习模型在处理复杂的电力需求数据方面具有显著优势。例如,长短期记忆网络(LSTM)能够有效处理时间序列数据,捕捉电力需求的动态变化。LSTM的核心在于其单元结构,其更新公式为:

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t \quad (1)$$

式(1)中: c_t 是当前时刻的细胞状态, f_t 是遗忘门, c_{t-1} 是前一时刻的细胞状态,即上一时间步的状态信息, i_t 是输入门, $\tilde{c}_t$ 是候选状态。通过这种机制,LSTM能够记住长期依赖关系,从而更好地预测电力需求的变化。

卷积神经网络(CNN)可以提取数据中的空间特征,结合双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)和注意力机制,能够进一步提高预测精度^[3]。Bi-LSTM通过同时考虑正向和反向的时间序列信息,能够更全面地捕捉数据中的时间特征。其正向和反向的隐藏状态可以表示为:

$$\vec{h}_t = LSTM(x_t, \vec{h}_{t-1}) \quad (2)$$

$$\overleftarrow{h}_t = LSTM(x_t, \overleftarrow{h}_{t+1}) \quad (3)$$

式(2)~式(3)中:最终的隐藏状态 h_t 是正向和反向隐藏状态的拼接, x_t 是当前时刻的输入数据, $\vec{h}_{t-1}$ 是前一时刻的隐藏状态, $\overleftarrow{h}_{t+1}$ 是下一时刻的隐藏状态。注意力机制则可以为模型提供对重要特征的加权,进一步提升预测性能。

为了更好地理解深度学习模型在电力需求侧响应中的应用效果,图1展示了某地区电力需求侧响应潜力评估指标的分布情况,如图1所示。

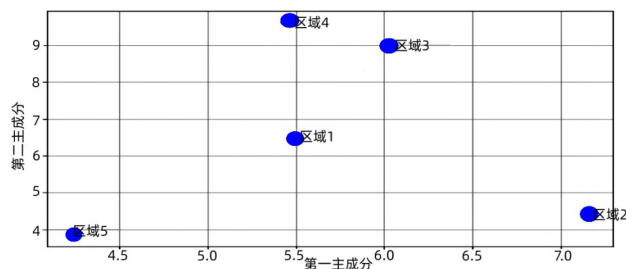


图1 需求侧响应潜力评估指标图

该图基于主成分分析法提取的主成分因素,反映了不同区域电力需求侧响应潜力的差异。主成分

分析通过降维技术提取关键特征,计算公式为:

$$Z = X \cdot V \quad (4)$$

式(4)中: X 是原始数据矩阵, V 是由主成分构成的矩阵, Z 是降维后的数据矩阵。从图1可以看出,不同区域的电力需求侧响应潜力存在明显差异。通过深度学习模型的优化与应用,可更精准地识别和利用这些潜力,实现更高效的电力需求侧管理。

2.3 数据预处理与特征提取

数据预处理是深度学习模型应用的关键环节。本文所用数据涵盖用户历史用电数据、天气信息、电价信息等,处理流程如下:首先对数据进行清洗,重点处理缺失值与异常值,对于缺失值,采用插值方法填充,例如线性插值公式为:

$$x_{missing} = \frac{x_{i-1} + x_{i+1}}{2} \quad (5)$$

式(5)中: $x_{missing}$ 是缺失值, x_{i-1} 和 x_{i+1} 是缺失值两侧的已知数据点。对于异常值,可以通过统计方法识别并修正,例如将超出均值加减三倍标准差范围的数据视为异常值。

随后进行特征归一化处理,以消除数据量级差异对模型训练的干扰,提升训练效率与预测精度。常见的归一化方法是Min-Max归一化:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (6)$$

式(6)中: x' 表示归一化后的数据,经过Min-Max归一化处理的数据值; x 为原始数据值,即输入的数据; $\min(x)$ 是原始数据中的最小值; $\max(x)$ 为原始数据中的最大值。

通过特征提取,将原始数据转化为对电力需求预测更有意义的特征向量,为深度学习模型的训练提供高质量的输入数据。例如,可以从历史用电数据中提取日均用电量、用电峰值等特征,从天气信息中提取温度、湿度等特征,这些特征能够更直观地反映电力需求的变化趋势。

3 有序用电预测方法研究

3.1 有序用电预测的重要性

有序用电是指在电力供应紧张或电网运行不稳定时,通过合理安排用户用电时间与用电量,保障电网安全稳定运行的管理手段^[4]。准确的有序用电预测对电力系统稳定性与可靠性至关重要:一方面可帮助电力调度部门提前制定科学用电计划,优化电

网运行策略,避免因电力供需失衡或设备过载引发停电事故;另一方面能通过精准匹配供需,降低电网备用容量与运行成本,提升能源利用效率,推动电力系统可持续发展。

3.2 基于深度学习的有序用电预测模型

本文构建融合卷积神经网络(CNN)与长短期记忆网络(LSTM)的深度学习模型,用于有序用电预测:CNN负责提取用户用电行为的空间特征(如不同区域用户的用电模式差异),LSTM则捕捉时间序列数据的动态变化^[5]。

为进一步强化模型对时间序列的处理能力,引入双向长短期记忆网络(Bi-LSTM),其通过同时捕捉正向(从过去到当前)与反向(从未来到当前)的时间序列信息,更全面挖掘数据中的时间关联,从而提升预测精度,数学表达如下:

$$\vec{h}_t = LSTM(x_t, \vec{h}_{t-1}) \tag{7}$$

$$\overleftarrow{h}_t = LSTM(x_t, \overleftarrow{h}_{t+1}) \tag{8}$$

式(7)—式(8)中: $\vec{h}_{t-1}$ 是前一时刻的隐藏状态, $\overleftarrow{h}_{t+1}$ 是下一时刻的隐藏状态,最终的隐藏状态 h_t 是正向 $\vec{h}_t$ 和反向 $\overleftarrow{h}_t$ 隐藏状态的拼接:

$$h_t = [\vec{h}_t; \overleftarrow{h}_t] \tag{9}$$

此外,为了更好地处理多因素影响下的用电需求预测问题,可以引入注意力机制(Attention Mechanism),通过为模型提供对重要特征的加权,进一步提升预测性能。注意力权重的计算公式为:

$$\alpha_{ti} = \frac{\exp(e_{ti})}{\sum_{j=1}^r \exp(e_{tj})} \tag{10}$$

式(10)中: α_{ti} :表示在时刻 t 下,特征 i 的权重, e_{ti} 是第 t 时刻第 i 个特征的未归一化权重, $\sum_{j=1}^r \exp(e_{tj})$:是所有特征权重的归一化因子。

3.3 模型训练与验证

为验证模型性能,本文采用某地区用户历史用电数据开展实验,表1展示部分用户在不同日期的用电数据,涵盖用电量、平均电价、天气状况、温度等关键信息,为模型训练与验证提供基础数据支撑。

表1 某地区用户用电数据统计表

日期	用户编号	用电量/kWh	平均电价/(元/kWh)	天气状况	温度/℃
2024-01-01	001	120	0.55	晴	10

续表

日期	用户编号	用电量/kWh	平均电价/(元/kWh)	天气状况	温度/℃
2024-01-01	002	150	0.55	晴	10
2024-01-02	001	130	0.60	多云	8
2024-01-02	002	160	0.60	多云	8
2024-01-03	001	140	0.58	阴	6
2024-01-03	002	170	0.58	阴	6

分析表1数据可见,用户用电量受多因素协同影响:以用户001为例,晴天(10℃)时用电量120kWh,阴天(6℃)时增至140kWh,温度降低导致取暖设备用电增加,同时阴天照明时长延长,共同推高用电量,这与实际用电行为规律一致。

本文通过划分训练集和测试集验证模型性能,使用MSE、MAE、MAPE等指标评估预测精度。结果表明,本文提出的深度学习模型预测误差小、稳定性强,可为电力调度部门制定有序用电策略提供可靠决策支持。未来研究可引入经济活动、社会事件等外部因素,结合多模型集成方法,如LSTM与Transformer或随机森林集成,进一步提升预测精度。

4 结语

本文深入研究了基于深度学习的电力需求侧响应与有序用电预测方法。通过对电力需求侧响应机制的细致剖析以及对有序用电重要性的全面阐述,结合深度学习模型的强大优势,创新性地提出了基于LSTM和CNN的混合模型架构。该混合模型充分利用了LSTM在处理时间序列数据时对长期依赖关系的捕捉能力,以及CNN在提取局部特征方面的高效性,从而能够有效应对电力需求数据的复杂性,显著提高预测精度。

参考文献

[1] 黄金虎. 基于多智能体强化学习算法的动态需求侧响应优化策略[D]. 江苏: 南京邮电大学, 2023.

[2] 吴嘉泳. 基于主成分分析法的区域电力需求侧响应潜力评估方法[J]. 电气技术与经济, 2023 (7): 229-231.

[3] 董思豆, 李悦, 杨晓红. 面向需求侧响应的智能电网电力调度自动化系统设计[J]. 自动化应用, 2024, 65 (22): 48-50.

[4] 叶宗阳. 基于需求侧管理的电力用户有序用电方法研究[D]. 江西: 南昌大学, 2022.

[5] 乐昊哲. 基于神经网络混合模型的短期电力负荷预测算法研究[D]. 江西: 南昌大学, 2021.