

# 基于改进 Q 学习算法的交直流配电网 超短期负荷预测方法

周子璇 屈凡荻

(国网陕西省电力有限公司咸阳市高新区供电公司)

**摘要:** 交直流配电网超短期负荷数据中存在缺失值和异常值，从而影响预测模型准确性和稳定性。因此，提出基于改进 Q 学习算法的交直流配电网超短期负荷预测方法研究。通过收集并处理交直流配电网历史负荷数据，包括数据清洗、特征提取和归一化处理，确保输入数据的准确性和代表性。在此基础上，构建基于改进 Q 学习算法的负荷预测模型，利用  $Q$  值函数的更新策略和权重分配机制，优化预测策略，提高预测精度。通过该模型进行超短期负荷预测，实现对未来短时间内负荷变化的精准预测。实验结果表明，所提方法相较于现有方法，在预测精度和稳定性方面均有显著提升，能够为交直流配电网的实时调度和控制提供更为准确可靠的负荷预测结果，有助于提升电力系统的运行效率和安全性。

**关键词:** 改进 Q 学习算法；配电网；负荷预测；超短期；交直流

2025.09.DQGY  
75

## 0 引言

随着智能电网技术的快速发展，交直流配电网的负荷预测在电力系统优化调度、经济运行及能源管理等方面扮演着至关重要的角色。超短期负荷预测 (Ultra-Short-Term Load Forecasting, USTLF) 由于其预测时间短、精度高，对电力系统的实时控制和稳定运行具有重要影响。近年来，多种智能算法被应用于配电网负荷预测，其中深度学习和强化学习等方法尤为突出。

朱海南<sup>[1]</sup>等人提出了一种基于改进 AlexNet-GRU 深度学习网络的配电网短期负荷预测方法。该方法结合了 AlexNet 在图像特征提取方面的优势与 GRU (Gated Recurrent Unit) 在处理时间序列数据时的能

力，有效提高了负荷预测的精度。然而，该方法主要针对短期负荷预测，对于超短期负荷预测的快速响应和实时性要求，其预测效率和灵活性仍有待提升。

孙景钉<sup>[2]</sup>等人则采用基于多核模糊 C 均值聚类的配电网短期负荷预测方法。该方法通过多核模糊 C 均值聚类算法对负荷数据进行预处理，提高了数据的分类精度和模型的泛化能力。然而，多核模糊 C 均值聚类算法在处理大规模数据集时，计算复杂度较高，可能导致预测实时性不足<sup>[3]</sup>。此外，该方法在捕捉负荷数据中的动态变化和不确定性方面仍存在局限，对于超短期负荷预测中的快速波动和随机性，其预测准确性可能受到影响。

鉴于上述文献的不足，本文提出了一种基于改进

Q 学习算法的交直流配电网超短期负荷预测方法。

## 1 交直流配电网历史负荷数据处理

在交直流配电网中，历史负荷数据是负荷预测和负荷建模的基础。然而，由于采集设备的不稳定、系统故障以及人为记录错误等原因，历史负荷数据往往存在缺失、异常等问题<sup>[4]</sup>。因此，在进行负荷预测和建模之前，需要对历史负荷数据进行预处理。异常值是指偏离常规数据，与正常情况完全不一致的数据点。在交直流配电网中，异常负荷数据可能是由于设备故障、突发事件或数据采集错误等原因造成的。这些异常值会对负荷预测和建模的准确性产生负面影响<sup>[5]</sup>。针对上述问题，引入小波平滑数据处理方法。小波平滑数据处理基于小波变换，它是一种多尺度分析方法，能够在不同尺度上分解数据。通过选择适当的小波基和分解层数，可以将数据中的噪声和有用信息分离，从而达到平滑数据的目的。小波变换的基本公式为：

$$WT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^*(\frac{t-b}{a}) dt \quad (1)$$

式中， $WT(a,b)$  为小波变换结果； $f(t)$  为原始信号，即历史负荷数据； $\psi$  为小波函数； $a$  为尺度因子； $b$  为平移因子。根据历史负荷数据的特性，选择合适的小波基和分解层数。对小波系数进行阈值处理，去除噪声对应的小波系数，保留有用信息对应的小波系数。阈值的选择可以根据数据的噪声水平和期望的平滑程度来确定<sup>[6]</sup>。利用处理后的小波系数，通过逆小波变换重构出平滑后的历史负荷数据。逆小波变换的公式为：

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} WT(a,b) \psi(\frac{t-b}{a}) \frac{da}{a^2} db \quad (2)$$

式中， $C_\psi$  为小波函数的容许性条件常数。在交直流配电网中，历史负荷数据往往存在噪声和波动。

通过引入小波平滑数据处理，可以有效地去除噪声，提高数据的平滑度和预测的准确性<sup>[7]</sup>。

## 2 基于改进 Q 学习算法的负荷预测模型构建

将处理后的交直流配电网历史负荷数据输入到构建的负荷预测模型中，用于实现对超短期负荷的预测。在这一过程中，为提高预测精度，在构建符合预测模型时，引入 Q 学习算法。为了提高 Q 学习算法的收敛性和鲁棒性，对其进行改进优化<sup>[8]</sup>。定义负荷预测的状态空间，包括历史负荷数据、时间信息、天气条件等。

状态空间可以表示为： $S=\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ ，其中  $s_i$  表示第  $i$  个状态。定义负荷预测的动作空间，即可能的预测策略或模型。

动作空间可以表示为： $c=\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ ，其中  $c_j$  表示第  $j$  个动作。初始化  $Q$  值函数，用于记录每个状态下采取每个动作的预期收益。根据历史数据和当前策略，更新  $Q$  值函数。更新公式表示为：

$$Q'(s_i, c_j) = Q(s_i, c_j) + \alpha [r(s_i, c_j) + \gamma \max_c Q(s'_i, c'_j) - Q(s_i, c_j)] \quad (3)$$

式中， $Q'(s_i, c_j)$  为更新后的  $Q$  值； $\alpha$  为学习率； $r(s_i, c_j)$  为在状态  $s$  下采取动作  $c_j$  的即时收益； $\gamma$  为折扣因子； $s'_i$  为  $s_i$  的下一个状态； $c'_j$  为可选的动作。使用  $\epsilon$ -贪婪策略或其他策略选择方法，在训练过程中逐步优化预测策略。在每个状态下，根据  $Q$  值函数选择最优动作。使用历史负荷数据训练负荷预测模型，对每个子序列分别训练 BiLSTM 和 IDELM 模型，并获取它们的预测结果。利用改进 Q 学习算法对 BiLSTM 和 IDELM 的预测结果进行加权组合，以获得每个子序列的最终预测结果<sup>[9]</sup>。权重分配表示为：

$$y_{\text{pred}} = w_1 \cdot y_B + w_2 \cdot y_I \quad (4)$$

式中， $y_{\text{pred}}$  为最终预测结果； $w_1$  和  $w_2$  为改进 Q 学习算法分配的权重； $y_B$  和  $y_I$  为 BiLSTM 和 IDELM

的预测结果。根据上述内容，完成对基于改进 Q 学习算法的负荷预测模型构建。

### 3 超短期负荷预测

利用构建的基于改进 Q 学习算法的负荷预测模型，进一步完成交直流配电网的超短期负荷预测。超短期负荷预测是指在很短的时间范围内（如未来 1 小时至 1 天）对负荷进行预测，这对于电力系统的实时调度和控制至关重要。在基于改进 Q 学习算法的负荷预测模型中，可以使用多个预测模型进行融合预测。融合预测公式表示为：

$$\hat{y}_{\text{pred}} = \sum_{i=1}^M w_i \cdot \hat{y}_i \quad (5)$$

式中， $\hat{y}_{\text{pred}}$  为最终的预测结果； $\hat{y}_i$  为第  $i$  个预测模型的预测结果； $w_i$  为第  $i$  个预测模型的权重； $M$  为预测模型的数量。在实际应用中，天气变化是影响负荷的重要因素之一。例如，气温的升高或降低会导致空调和采暖设备的用电量增加或减少。同时，节假日日期间，人们的用电行为往往会发生显著变化，如用电量增加或减少、用电高峰时段的变化等<sup>[10]</sup>。因此，在构建预测模型时，需要综合考虑这些外部因素，并尽可能将其纳入模型中。

综上所述，在进行交直流配电网的超短期负荷预测时，需要注意数据的实时性和准确性、外部因素的纳入、预测模型的性能优化以及模型评估与调优等方面的问题。只有综合考虑这些因素，才能确保预测结果的准确性和可靠性，为电力系统的实时调度和控制提供有力支持。

### 4 对比实验

#### 4.1 实验环境

以某企业交直流配电网为例，利用本文上述提出的基于改进 Q 学习算法的预测方法对该企业交直流配

电网超短期负荷进行预测。通过对预测结果的分析，实现对该方法应用可行性和有效性的验证。同时，设置基于改进 AlexNet-GRU 深度学习网络的方法预测和基于多核模糊 C 均值聚类的方法预测为对照方法。图 1 所示为该企业交直流配电网结构图。

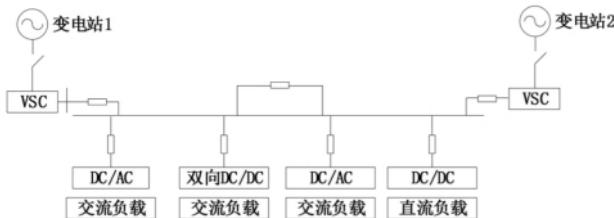


图 1 企业交直流配电网结构图

该企业交直流配电网的架构与柔性直流输电系统有相似之处，主要体现在主电源均通过系统的直流母线进行接入。与之不同的是，该配电网在直流母线上增设了用电负荷以及分布式能源（Distributed Energy Resource, DER），即便某一侧发生故障，电力的供应也不会因此中断，从而确保了较高的供电可靠性。

#### 4.2 实验数据

为体现实验的客观性，三种预测方法均获取该企业相同时间的交直流配电网历史负荷数据，部分数据如表 1 所示。

表 1 交直流配电网历史负荷数据表

日期	时间	交流负荷/kW	直流负荷/kW
2023-10-01	00: 00	500	300
2023-10-01	02: 00	480	290
2023-10-01	04: 00	460	280
...	...	...	...
2023-10-01	20: 00	550	330
2023-10-01	22: 00	520	310
2023-10-02	00: 00	510	305
...	...	...	...

为实现对上述三种预测方法应用性能的对比，分别从三种方法对历史数据处理方面和超短期负荷预

测精度方面进行量化对比。历史数据处理是负荷预测的基础，其质量直接影响到预测结果的准确性。评估三种方法对历史负荷数据归一化预处理操作的效果。超短期负荷预测的精度是衡量预测方法性能的关键指标。对比每种方法的预测结果与实际负荷数据之间的误差。

综上所述，通过对历史数据处理能力和超短期负荷预测精度这两个核心维度的量化对比，可以更全面地了解三种预测方法的应用性能，从而为选择最适合企业需求的预测方法提供科学依据。

### 4.3 实验结果

#### 4.3.1 历史数据处理性能对比

三种预测方法对交直流配电网历史负荷数据归一化预处理效果如图 2~图 4 所示。

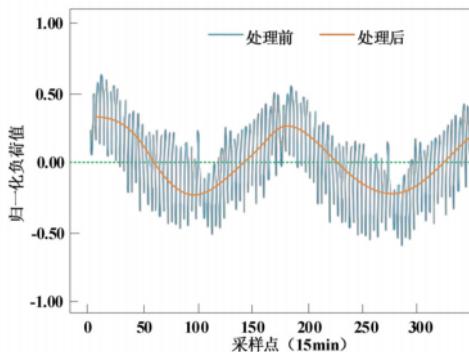


图 2 实验组方法

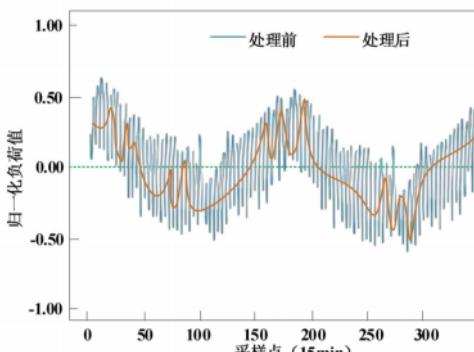


图 3 基于改进 AlexNet-GRU 深度学习网络方法

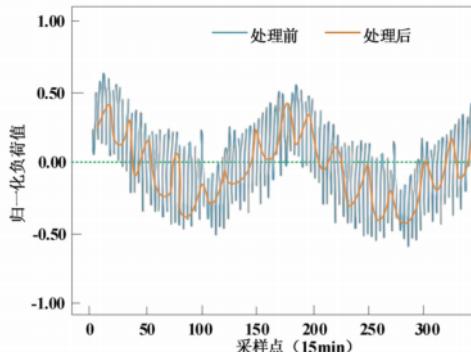


图 4 基于多核模糊 C 均值聚类方法的历史负荷数据归一化预处理效果图

通过对图 2~图 4 所示的历史负荷数据归一化预处理效果图对比可以看出，实验组方法应用下，可以实现对整个负荷曲线的平滑处理，去除噪声对预测精度的影响，并保证综合不改变。而对照组中仍然存在受噪声干扰的历史负荷数据，在后续预测中会加大影响预测精度和准确性。

#### 4.3.2 超短期负荷预测精度对比

将三种预测方法得到的预测结果与真实负荷功率进行对比，并将对比结果绘制如图 5 所示。

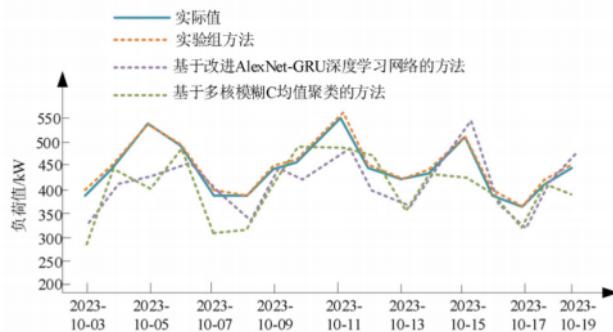


图 5 三种预测方法预测结果精度对比图

从图 5 所示的实验结果可以清晰地观察到，实验组所采用的预测方法其预测结果与实际值更为接近，误差保持在每天不超过 10kW 的范围内。相比之下，对照组的预测结果则与实际值存在较大偏差，最大误

差甚至超过 100kW。这一对比充分表明，实验组的预测方法展现出更高的预测精度。

实验组之所以能够实现如此高的预测精度，关键在于其引入改进的 Q 学习算法。这一算法通过优化学习过程中的策略选择，使得预测模型能够更准确地捕捉到负荷变化的规律，从而显著提升预测的准确性。改进 Q 学习算法不仅增强了模型对数据的适应能力，还提高了其在处理复杂、多变负荷情况时的鲁棒性。因此，实验组的预测方法能够在保证预测精度的同时，更好地适应实际应用场景的需求。

## 5 结束语

本文通过对基于改进 Q 学习算法的交直流配电网超短期负荷预测方法的研究，取得了显著的研究成果。实验结果表明，该方法在预测精度、实时性和稳定性方面均优于现有方法，能够有效捕捉负荷数据中的动态变化和不确定性，实现对交直流配电网负荷变化的快速响应和准确预测。

基于改进 Q 学习算法的交直流配电网超短期负荷预测方法为电力系统的稳定运行和智能调度提供了有力支持，具有广泛的应用前景。未来将继续深入研究该方法在实际电力系统中的应用效果，并探索与其他智能算法的融合，以进一步提升负荷预测的精度和实时性，为智能电网的建设和发展贡献力量。

## 参考文献

- [1] 朱海南, 李丰硕, 孙华忠, 等. 基于改进 AlexNet-GRU 深度学习网络的配电网短期负荷预测方法 [J]. 电力电容器与无功补偿, 2023, 44 (4) : 48–54, 61.
- [2] 孙景钉, 胡长洪, 项烨鋆, 等. 基于多核模糊 C 均值聚类的配电网短期负荷预测 [J]. 浙江电力, 2022, 41 (3) : 65–71.
- [3] 梁海维, 王阳光, 邓小亮, 等. 基于分段预测及天气相似日选择的区域电网短期负荷预测方法 [J]. 湖南电力, 2024, 44 (5) : 109–116.
- [4] 吴涵, 范元亮, 林建利, 等. 基于 Xception 卷积与权重剪枝的轻量级短期负荷预测方法 [J]. 电工技术, 2024 (16) : 86–90, 94.
- [5] 黄朝凯, 林洪浩, 王柯成, 等. 基于 LSTM+Attention 模型的典型配电台区短期负荷预测方法 [J]. 微型电脑应用, 2024, 40 (8) : 88–91.
- [6] 李鹏, 罗湘淳, 孟庆伟, 等. 基于 Spearman 相关性阈值寻优和 VMD-LSTM 的用户级综合能源系统超短期负荷预测 [J]. 全球能源互联网, 2024, 7 (4) : 406–420.
- [7] 高正中, 程雨盟, 殷秀程, 等. 一种多模态融合的建筑能源系统冷负荷超短期预测方法 [J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38 (11) : 185–192.
- [8] 韩璟琳, 冯喜春, 胡平, 等. 基于 Hyperopt-LightGBM 的直流配电网短期负荷抗噪声预测 [J]. 高电压技术, 2024, 50 (11) : 4902–4911.
- [9] 谭学彪, 龙邦燎, 黄干, 等. 基于改进的 SSA 优化 SVR 的某工业园区短期负荷预测 [J]. 电工电气, 2024 (11) : 15–23.
- [10] 于越, 葛磊蛟, 金朝阳, 等. 考虑天气特征与多变量相关性的配电网短期负荷预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52 (6) : 131–141.

(收稿日期：2024-12-17)