

基于改进模糊神经网络的新能源配网电力负荷超短期预测方法

宋小芹¹

SONG Xiaoqin

摘要

随着新能源接入配网比例的提升,超短期电力负荷数据展现出复杂的特性,导致梯度呈现出非线性特征。为此,提出一种基于改进模糊神经网络的新能源配网电力负荷超短期预测方法。该方法为反映配网电力负荷的真实状况并减少预测误差,先对新能源配网电力负荷数据进行预处理。然后将预处理后的数据作为输入,构建模糊神经网络的负荷预测模型。由于模糊神经网络的权重参数初始值影响训练结果,引入粒子群算法进行模型优化,将模糊化层与规则库划分为隐含层,解模糊化层划分为输出层,实现模型的精准构建,提高预测精度。最后应用实验验证所提方法的先进性,实验结果表明:该方法具有较高的预测准确性和稳定性,并且计算效率也比较高。与对比方法相比,该方法能够有效地应对新能源配网电力负荷的复杂性和不确定性,为电力系统的运行和调度提供强有力的支持。

关键词

新能源;配电网;电力负荷预测;改进模糊神经网络;数据预处理

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.02.006

0 引言

随着新能源技术的不断发展和电力市场的逐步开放,新能源配网电力负荷预测的准确性对于电力系统的稳定运行和高效调度具有重要意义。尤其是超短期负荷预测,其时间范围一般指当前时刻往后数小时内的负荷预测,对于日内及实时发电计划的制定、电力市场的清算价格确定以及电力系统的实时调度等方面起着至关重要的作用。传统的负荷预测方法,如时间序列分析法、灰色理论法等,往往难以建立有效的数学模型,且没有充分考虑这些不确定性和模糊性因素的影响,导致预测精度普遍不高。文献[1]运用二维小波阈值技术处理电力负荷数据以降低噪声,并采用自编码神经网络融合多传感器收集的电力负荷数据,基于这些处理后的数据,构建了神经网络模型进行电力负荷的短期预测。在该方法中,由于模糊化处理和神经网络训练过程中未能充分考虑新能源出力的特性,因此预测结果可能无法准确反映新能源配网电力负荷的真实情况,这会导致预测结果与实际负荷之间存在较大偏差,从而影响电力系统的稳定运行和高效调度。文献[2]则通过变分模态分解将原始负荷数据分解为多个子序列,对每个子序列分别应用双向长短期记忆网络和优化深度极限学习机进行预测,利用改进后的Q学习算法对两者的预测结果进行加权整合,得到每个子序列的预测值,最终将所有子

序列的预测结果相加,得出整体负荷预测结果。在利用改进后的Q学习算法对双向长短期记忆网络和优化深度极限学习机的预测结果进行加权整合时,该方法所应用的整合策略未能充分考虑新能源出力的特性,使得整合后的预测结果无法精准反映新能源配网电力负荷的真实状况。这就可能致使在新能源出力剧烈变化或者不确定性较高的时段,整体预测结果偏离实际负荷。针对上述方法存在的弊端,本文提出了一种基于改进模糊神经网络的新能源配网电力负荷超短期预测方法。通过构建的基于模糊神经网络的负荷预测模型能够综合考虑多种影响电力负荷的因素,包括新能源出力的间歇性和不确定性等。模糊神经网络具有处理复杂非线性关系和不确定性的能力,这使模型在面对新能源配网这种复杂情况时具有优势。

1 新能源配网电力负荷超短期预测方法的设计

1.1 考虑新能源出力的配网电力负荷数据的预处理

新能源出力(如太阳能、风能)具有间歇性和不确定性,这会导致配网电力负荷数据产生波动,且这些波动可能不遵循传统的负荷变化规律,使得配网电力负荷数据在时间序列上展现出更为复杂多变的特性。为了准确反映配网电力负荷的真实状况,确保数据的完整性和连续性,并减少因数据缺失引起的预测误差,需要对新能源配网电力负荷数据进行预处理^[3]。通过设定界限或依据相邻数据点的特定倍数来识别异常值,可以及时发现数据中的错误。利用相邻两点的平均值来修正异常数据,能够平滑数据中的突

1. 郑州西亚斯学院 河南郑州 451150

[基金项目] 河南省科技攻关项目“基于改进的MEEMD-GRU组合模型的短期电力负荷预测方法研究”(242102210183)

变点,使其更符合实际的负荷变化规律。利用相邻日期同一时间点的负荷数据进行加权平均,从而补充缺失的数据,以此确保数据的完整性与连续性,避免因数据缺失而造成的预测误差。

当新能源成为配网电力供应的一部分时,其出力波动会直接影响配网电力负荷数据的稳定性。传统电力负荷数据受季节、天气、工作日与节假日等因素影响,虽有规律平稳变化,但新能源出力加入后,配网电力负荷数据在时间序列上变得更为复杂多变。为准确预测和应对这些变化,需深入分析和预处理配网电力负荷数据以提取价值信息构建预测模型。考虑新能源出力的配网电力负荷数据以连续时间序列形式存在,相邻时间点负荷值接近,若某个时间点负荷数值超出预设界限或相邻数据点特定倍数,该数据点视为异常值^[4],其计算公式为:

$$\begin{cases} |s_i - s_{i-1}| \geq g \times \min(s_{i-1}, s_i), i \neq 1, i \neq n \\ |s_i - s_{i+1}| \geq g \times \min(s_{i+1}, s_i) \end{cases} \quad (1)$$

式中: g 代表设置阈值; n 代表数据长度。

当满足上述公式时,则认为 s_i 为异常数据,此时,使用相邻两点平均值进行异常数据的修正,其计算公式为:

$$s_i = \frac{(s_{i-1} + s_{i+1})}{2} \quad (2)$$

针对首端与末端的异常数据,若存在:

$$|s_i - s_{i-1}| \geq g \times \min(s_{i-1}, s_i) \quad (3)$$

则视为异常数据,此时:

$$s_i = s_{i-1} \quad (4)$$

在电力负荷数据的记录过程中,除了可能出现异常值之外,还可能面临数据缺失的问题。针对少量的个别缺失数据,考虑利用相邻日期同一时间点的负荷数据进行加权平均来补充:

$$s_t = \sum_{i=1}^h \varepsilon_i s_{(i,t)} \quad (5)$$

式中: $s_{(i,t)}$ 代表相邻日期时刻的负荷值; h 代表需要选取的相邻日期数; ε_i 代表第 i 日对应的权重; t 代表预测日期。

基于上述步骤对数据进行预处理,以消除异常数据、填补缺失数据、提高数据质量,是确保电力负荷预测准确性的关键步骤。

1.2 基于改进模糊神经网络构建负荷预测模型

电力负荷数据,尤其是在新能源接入配网后的电力负荷数据,其与多种影响因素之间存在着复杂的非线性关系。模糊神经网络具有强大的非线性映射能力,能够较好地拟合这种复杂的关系。将预处理后的数据作为模型的输入,通过构建基于传统模糊神经网络的负荷预测模型,可以综合考虑多

种影响电力负荷的因素,包括新能源出力的间歇性和不确定性、传统电力负荷的影响因素等,从而更准确地预测电力负荷。模糊神经网络的权重参数初始值不同,可能会导致训练收敛到不同的结果^[5]。粒子群算法可以同时搜索多个解,通过粒子在解空间中的移动和信息共享,有更大的可能找到全局最优解,从而提高模糊神经网络的预测精度。为此本文引入粒子群算法进行改进模糊神经网络模型的构建,将模糊化层与规则库划分为隐含层,解模糊化层划分为输出层,实现模型的精准构建。

为了提高预测精度并结合预测配网地区的环境情况,本研究使用特定的隶属函数对多种影响因素进行如下的模糊化处理:

温度隶属函数:

$$F = \begin{cases} 0, l \geq 10 \\ \frac{10-l}{10}, 0 < l < 10 \\ 1, l \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

湿度隶属函数:

$$W' = \begin{cases} \frac{l-5}{5}, 5 \leq l < 10 \\ \frac{15-l}{15-10}, 10 \leq l < 15 \\ 0, l < 5 \text{ 或 } l > 15 \end{cases} \quad (7)$$

风速隶属函数:

$$R = \begin{cases} \frac{l-10}{20-10}, 10 \leq l < 20 \\ \frac{30-l}{10}, 20 \leq l < 30 \\ 0, l < 10 \text{ 或 } l > 30 \end{cases} \quad (8)$$

日照强度隶属函数:

$$G = \begin{cases} 1, l \geq 40 \\ \frac{l-30}{10}, 30 < l < 40 \\ 0, l \leq 30 \end{cases} \quad (9)$$

式中: l 代表阈值参数。

上述影响因素对电力负荷有着直接或间接影响,特别是在新能源接入配网后,其复杂性和不确定性进一步增加。通过利用一系列隶属函数,对每个影响因素的值进行计算,得出分别对应于这些隶属函数的隶属程度^[6]。依据隶属度最大化原则,可以确定每个影响因素值所属的最大隶属度对应的隶属函数及其模糊集合。模糊化处理有助于模型更好地捕捉影响因素与电力负荷之间的复杂非线性关系。

本文构建的改进模糊神经网络模型的结构如图 1 所示。将模糊化层与规则库划分为隐含层，解模糊化层划分为输出层，以实现多种影响因素的综合考虑和精准预测。

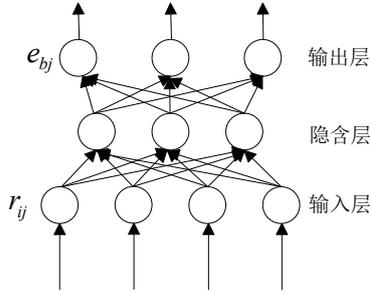


图 1 改进模糊神经网络模型结构图

在模型的设计过程中，采用模糊优选模型函数作为预测模型的激励函数，并通过粒子群算法对模型的权重参数进行优化，权重调整公式为：

$$\eta_{ic}(z+1) = \eta_{ic}(z) + \Delta\eta_{ic}(z+1) + \delta\Delta\eta_{ic}(z) \quad (10)$$

$$\Delta\eta_{ic}(z) = \beta \times r_{ij} \times y_{cj} \quad (11)$$

式中： δ 代表动量算子； y_{cj} 代表隐含层的误差信号； z 代表迭代次数； β 代表学习效率； r_{ij} 代表输入层输入； j 代表样本序数^[7]。

输出层的权重调整的表达式为：

$$\eta_{cb}(z+1) = \eta_{cb}(z) + \Delta\eta_{cb}(z+1) + \delta\Delta\eta_{cb}(z) \quad (12)$$

$$\Delta\eta_{cb}(z) = \beta \times r_{cj} \times y_{bj} \quad (13)$$

式中： y_{bj} 代表输出层的误差信号^[8]。

综合上述设计，改进模糊神经网络模型的输出结果的表达式为：

$$e_{bj} = \frac{1}{[1 + (x^{-1} - 1)^2]} = \frac{1}{\left(1 + \left[\left(\sum_{i=1}^n \eta_{cb} e_{cj}\right)^{-1} - 1\right]^2\right)} \quad (14)$$

式中： e_{cj} 代表隐含层输入； η_{cb} 代表隐含层与输出层的连接权重； e_{bj} 代表输出层的节点输出。

由于粒子群算法替代了模糊神经网络中的初步搜索方法，并在已找到最佳值的基础上进行参数调整，因此提高了模型的稳定性和全局收敛速度^[9-10]。在此基础上，为评估整个模糊神经网络负荷预测模式的稳定性，采用了均方误差函数作为计算公式：

$$f(e_{bj}) = \frac{1}{\omega} \sum_{i=1}^{\omega} \sum_{k=1}^{\sigma} (\eta_i - u_k)^2 \quad (15)$$

式中： u_k 代表目标输出结果； ω 代表训练集样本； η_i 代表预测模型的实际输出； σ 代表输出节点的数量。

该函数是一个具有多个极小点的非线性函数，因此训练过程需要不断调整改进模糊神经网络模型的各项参数，直至

误差函数的结果达到最小。

2 实验测试与分析

2.1 实验准备

新能源配网电力负荷的预测对于电力系统的稳定运行和优化调度至关重要，超短期负荷预测能够帮助电网运营商更好地进行实时调度和资源分配。因此，为了验证本文所提出的基于改进模糊神经网络的新能源配网电力负荷超短期预测方法的有效性，现开展实验测试，将 A 市电网的新能源配网电力负荷数据作为研究对象。将 2023 年 5 月 1 日至 2024 年 5 月 1 日期间的负荷数据作为训练数据，将 2024 年 5 月 22 日至 24 日期间的负荷数据作为测试数据，并在 2024 年 5 月 26 日 0:00—10:00 时间段内进行超短期电力负荷预测，并将预测结果与实际负荷数据进行对比。实验平台中设定的各项技术参数如表 1 所示。

表 1 实验参数

参数	数据
服务器	NVIDIA Tesla P100 GPU
编程语言	Python
网络模型	Keras 框架
操作系统	Windows 2010 Server 中文版
数据库管理系统	SQL Server 2000

其次，本次测试的具体步骤设计如下：

(1) 收集 A 市电网新能源配网的历史电力负荷数据，同时对与电力负荷相关的气象数据（如温度、湿度、降雨量、日照等）进行分析。

(2) 对负荷数据和气象数据进行清洗，剔除其中的异常值和缺失值，并对数据进行归一化处理，确保不同量纲的数据可以在同一模型中使用。

(3) 将预处理后的数据划分为训练集和测试集，利用训练集数据对模糊神经网络模型进行训练，通过迭代的方式优化网络的权重和偏置，使预测输出与实际负荷值之间的误差达到最小。

(4) 选取融合多传感器数据的预测方法和基于改进 Q 学习算法和组合模型的预测方法作为对比方法，利用测试集数据开展对比测试，分析 3 种方法在新能源配网电力负荷超短期预测中的表现。

2.2 实验结果与分析

先利用训练集完成所提模糊神经网络模型的训练，得到其误差变化如图 2 所示。

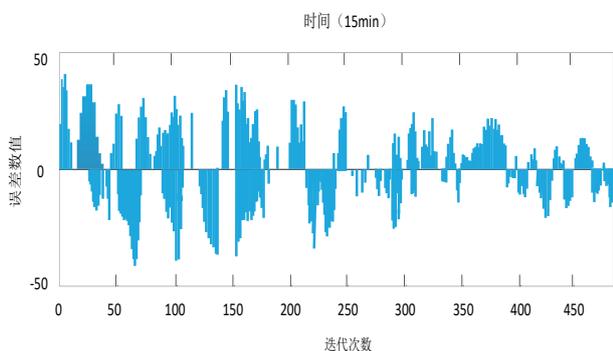


图2 预测迭代误差变化图

根据图2可知，随着迭代次数的不断增加，该模型的预测误差呈现出逐渐减小的趋势。这一结果表明，本文方法在迭代优化过程中性能得到显著提升，预测能力得到了有效增强。

为直观展示3种方法的预测性能，绘制负荷预测结果对比折线如图3所示。

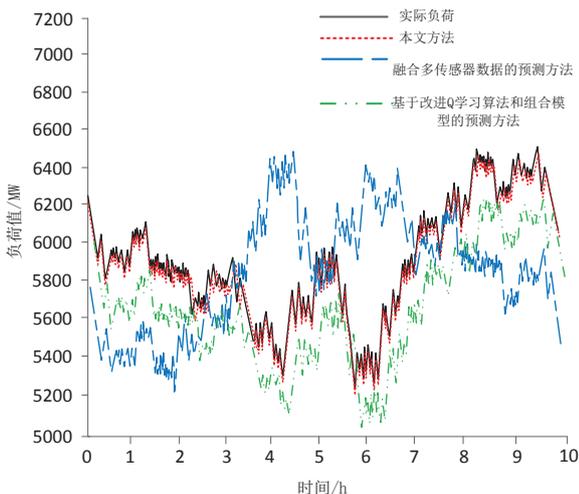


图3 负荷预测结果对比图

由图3可以看出，本文方法的负荷预测曲线与实际负荷曲线更为接近，且相对误差始终在一个较低水平波动，具有更好的预测稳定性，表明本文方法具有更好的预测性能，即本文方法能更有效地应对新能源配网电力负荷的复杂性和不确定性，为电力系统的运行和调度提供了有力支持。

3 结语

本文提出的基于改进模糊神经网络的新能源配网电力负荷超短期预测方法，通过将粒子群算法用于优化模糊神经网络权重参数，以及合理划分模型的隐含层和解模糊化层，成功构建了能有效应对新能源配网电力负荷复杂性和不确定性的预测模型。此模型以经过预处理的数据为输入，综合考量多种影响因素，在提高预测精度和稳定性的同时，具备较高计算效率。这表明在新能源接入配网比例不断提升的背景下，

传统预测方法的局限性凸显，而融合多种技术的创新型预测方法具有显著优势。随着相关技术的进一步融合发展，新能源配网电力负荷预测领域将不断发展，本文的方法有望为后续研究提供有益的借鉴，共同推动新能源配网智能化、高效化的发展进程。

参考文献：

- [1] 周俊宏, 李倩, 王骅, 等. 融合多传感器数据的电力负荷短期预测方法 [J]. 自动化与仪器仪表, 2024(8):86-89.
- [2] 张丽, 李世情, 艾恒涛, 等. 基于改进Q学习算法和组合模型的超短期电力负荷预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(9):143-153.
- [3] 王俊, 王继焜, 程坤, 等. 基于双层优化VMD-LSTM的农村超短期电力负荷预测 [J]. 沈阳农业大学学报, 2024, 55(1): 92-102.
- [4] 张月, 胡春光, 赵罡. 基于并行时序卷积神经网络的电力负荷短期预测 [J]. 电力需求侧管理, 2023,25(6):43-49.
- [5] 李国栋, 王春红, 刘嘉城, 等. 基于L-S-Seq2Seq的双通道超短期电力负荷预测 [J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(10): 56-65.
- [6] 徐灵. 基于EMD-TCN-GRU超短期电力负荷预测 [J]. 船电技术, 2024,44(10):50-54.
- [7] 骆东松, 魏义民, 张杰锋. 基于经验模态分解和优化BiLSTM的短期负荷预测 [J]. 机械与电子, 2024,42(9):11-17.
- [8] 高宏宇, 徐宁. 基于混合分布估计高斯过程的短期电力负荷预测 [J]. 电力科学与工程, 2023,39(12):51-59.
- [9] 李建芳, 纪鑫, 张海峰, 等. 基于LSTM与seq2seq模型的短期电力负荷预测方法 [J]. 电子设计工程, 2023,31(24):150-153.
- [10] 黄宇, 顾智勇, 李永玲, 等. 基于时间模式注意力机制的CNN-BiGRU短期负荷预测 [J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2023, 50(6):11-20.

【作者简介】

宋小芹(1983—), 女, 河南开封人, 硕士, 副教授, 研究方向: 计算机应用、网络技术。

(收稿日期: 2024-11-06)