

多元化混合型电网的电力价格预测方法研究

薛年华¹ 钟国炼¹ 宋武¹ 刘晓文¹ 马扬明² 陈明² 谢英明²

(1. 国家能源集团江西电力有限公司 2. 国能江西能源销售有限公司)

摘要: 多元化混合型电网中能源的多样性使得电价的波动更加复杂和不可预测,对电量和电价产生显著影响。为此,研究新的多元化混合型电网的电力价格预测方法,设计含多种分布式电源的多元化混合型电网电能交易机制。基于此,利用遗传算法改进 BP 神经网络,基于此设计混合型电网电力价格预测流程。实验结果表明,研究方法预测的电价和真实电价十分吻合,能够准确描述当日的电价变化情况,且对于月平均电价的预测具有更低的误差。

关键词: 多元化混合型电网; 电力价格预测; 遗传算法; 改进 BP 神经网络

0 引言

多元化混合型电网相比于普通电网具有多样化的能源来源和更高的灵活性。多元化混合型电网的电力价格预测研究是在全球能源转型和可再生能源发展的背景下逐渐兴起的^[1]。随着可再生能源的快速发展和普及,传统的电力系统逐渐融合和整合可再生能源,形成了多元化混合型电网。这种新型电网模式为电力市场带来了更大的变革和挑战。在多元化混合型电网中,不同能源种类的供给和需求更加复杂,电价的波动性和不可预测性也相应增强。同时,电力市场竞争激烈,参与者众多,而能源政策和环境因素的变化也对电价产生重要影响^[2]。因此,准确预测电力价格对于电力市场参与者和能源决策者具有重要意义。

电力价格预测的研究背景旨在通过分析和建模多元化混合型电网中各种因素的相互作用,提供准确、可靠且实时的电价预测结果。这项研究需要结合大数据分析、人工智能和复杂系统方法等技术手段,以更好地理解可再生能源的天气变化、市场需求和供应的变动等因素,从而提高电力价格预测的准确性和可用性。

王洪涛等人^[3]综合考虑风电发电量、总发电量和总用电量的预测值以及历史电价真实值作为输入数据,选用深度置信网络,借助贪婪搜索算法确定网络结构,构建 DBN 模型,采用最大似然估计法估计 DBN 网络参数,利用联合树推理方法,结合多个变量之间的联合关系,实现电价波动预测。Tan Y Q 等人^[4]提出了一种基于深度学习的混合模型——卷积

神经网络+堆叠稀疏去噪自编码器。引入了一种改进的带自适应噪声的全系统经验模态分解方法，通过对复杂数据序列的分解来提高模型的性能。利用混合模型对分解得到的各内禀模态函数子分量对日前价格预测。Lehna M 等人^[5]综合自回归移动平均模型和长短期记忆（LSTM）神经网络模型，分析消费者负荷、燃料和二氧化碳排放价格、平均太阳辐射和风速等因素，获取价格预测结果。

然而，多元化混合型电网中电价预测面临一些特殊难点。首先，能源的多样性使得电价的波动更加复杂和不可预测。可再生能源的天气和季节等因素会对电量和电价产生显著影响。为此，本研究提出新的多元化混合型电网的电力价格预测方法。

1 含多种分布式电源的多元化混合型电网电能交易机制

含多种分布式电源的多元化混合型电网电能交易机制，则是在多元化混合型电网中，建立起适应新能源特点的电能交易机制。多元化混合型电网中的分布式电源更加灵活和多样化，能够在不同位置和规模上进行发电，并且能够更好地满足当地的用电需求^[6]。含多种分布式电源的多元化混合型电网电能交易机制旨在实现分布式电源与终端用户之间的电能交易。这意味着终端用户可以直接购买来自分布式电源的电能，而不仅仅依赖于传统电网的供电。这种电能交易机制涉及电能的定价、交易方式、市场参与者等方面的设计。为了建立有效的电能交易机制，需要考虑分布式电源的不确定性和波动性，同时也要充分利用信息技术和智能化系统来支持交易过程。例如，通过使用智能电力调度系统，监测和优化分布式电源的发电量和负荷需求，提供可靠和经济高效的电能交易服务。此外，还可以引入区块链技术等新兴技术，确保电能交易的安全性和透明度。构建含多种分布式电网的多元化混合型电网电能交易市场的结构图如图1所示。

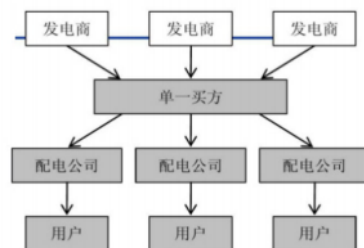


图1 多元化混合型电网交易市场结构图

针对结构图，考虑交易时间轴，设定多元化混合型电网交易市场交易机制的分时段时间轴，如图2所示。

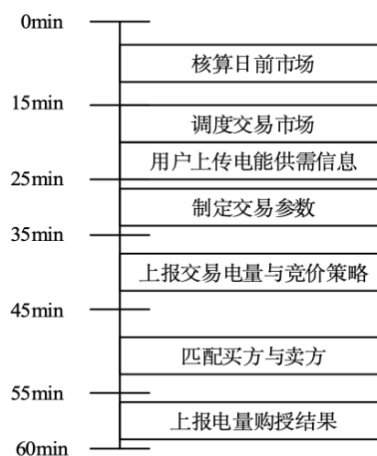


图2 多元化混合型电网交易市场的交易时间轴

通过图2多元化混合型电网交易市场的交易时间轴，确定不同时间段时，含多种分布式电源的多元化混合型电网交易市场的交易机制流程步骤如下：

1) 信息发布：电能交易市场的平台发布供应和需求的信息，包括分布式电源的可供电量、价格要求以及终端用户的电量需求等。

2) 参与者注册：分布式电源运营商和终端用户需要在交易平台上注册，并提供相关的身份和资质证明。

3) 交易申报：分布式电源运营商根据其电力产能，向交易平台提交供电的申报，并注明价格和供应量。

4) 需求匹配：交易平台对供求双方的申报进行匹配，并确定交易的配对方案。

5) 交易协商：配对的供需双方进行进一步的协商，包括电力交付的时间、交易价格的调整等条款，并达成一致。

6) 交易确认：供需双方确认达成交易协议，并在交易平台上确认交易的细节，包括电量、价格、交付时间等。

7) 结算与支付：交易平台根据交易协议的约定，计算交易费用，并进行结算和支付。同时，记录交易的各项数据，如电量、价格等。

8) 交付与接收：在交易达成后，分布式电源将所供电能按照交易约定的时间和地点进行交付，终端用户确认接收。

9) 监管与监控：交易平台和相关监管部门对电能交易进行监管和监控，确保交易的诚信、公正和顺利实施。

2 基于改进 BP 神经网络的多电力价格预测

2.1 利用遗传算法优化 BP 神经网络

在电价预测中，BP 算法已经被广泛应用，应用结果也较为成熟，但是仍然难以避免出现一些弊端：

1) 数据要求高：BP 算法对于数据的质量和数量要求较高。在电力市场中，获取准确且完整的历史数据可能存在困难，特别是涉及可再生能源等波动性大的因素。不充分或者低质量的数据可能会影响 BP 算法的准确性和可靠性。

2) 参数选择困难：BP 算法中需要手动设置网络的参数，如网络结构、学习率、迭代次数等。合适的参数选择可能对预测结果产生重要影响。然而，这些参数的选择通常需要经验和试错，没有明确的规则可循，可能需要进行反复调整和优化。

3) 学习速度慢：BP 算法在训练过程中可能需要

较长的时间来收敛和优化权重。这可能会使得预测方法的训练周期较长，在实时的电力市场环境中进行即时预测可能会面临挑战。

4) 对初始权重敏感：BP 算法对于初始权重的选择比较敏感，不同的初始权重可能导致不同的预测结果。这使得算法在实践中不够稳定，可能需要多次尝试和训练以获得最优结果。

遗传算法是一种比较常用的优化算法，通过遗传算法对 BP 神经网络进行优化。步骤如下：

1) 初始种群生成：使用遗传算法，随机生成一组初始个体（即神经网络参数集合），作为起始种群。这些个体根据既定的范围和规则设置不同的权重值和偏差。

2) 适应度函数定义：针对电力价格预测任务，定义适应度函数来评估每个个体（即神经网络参数集合）的性能和预测准确性。适应度函数可以根据均方误差、预测误差百分比等指标来量化预测的准确程度。

将 BP 神经网络的预测值和期望输出两者的绝对误差总和倒数作为适应度函数 F ，如式 (1) 所示：

$$F = \frac{1}{\sum_{p=1}^N \sqrt{\sum_{k=1}^m (y_k^p - o_k^p)^2}} \quad (1)$$

式中， F 为适应度函数； y_k^p 为预测值的绝对误差； o_k^p 为期望输出的绝对误差； N 为样本总数； p 为个体数量； m 为参数的取值范围； k 为符号集。

3) 交叉操作：从被选中的父母个体中随机选择基因片段，并将其交叉组合形成新的个体。这个步骤类似于基因的交叉。

4) 变异操作：在新个体中引入变异，通过微调权重或偏差的值，以增加种群的多样性和探索潜在的更好解决方案。

遗传算法的基本操作流程图如图 3 所示。

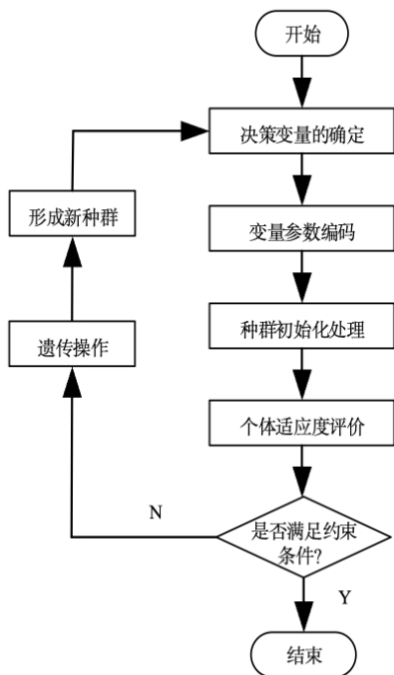


图3 遗传算法优化BP神经网络的流程

2.2 混合型电网电力价格预测

利用改进后的BP神经网络构建混合型电网电力价格预测方法，首先，收集历史的电力价格数据，包括传统能源和可再生能源等不同来源。然后，将数据进行预处理和特征选择，例如对数据进行归一化，并提取相关的特征变量。接下来，使用遗传算法优化训练BP神经网络，确定最佳的网络结构、权重和偏差。训练过程中，通过反向传播算法更新神经网络的参数。完成训练后，使用方法对未来的电力价格进行预测，并评估预测结果的准确性和可靠性。如果预测准确性不理想，可以进一步进行方法调整和优化，以达到更好的预测效果。最后，将预测结果应用于混合型电网中，支持决策制定、市场交易和资源调度等方面，以实现电力市场的有效运行和可持续发展。其中方法的建立过程如图4所示。

3 实验设计与结果分析

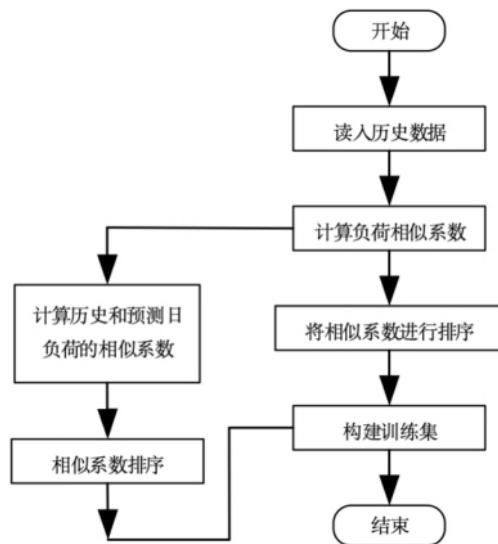


图4 混合型电网电力价格预测流程

为了验证所提方法的实际应用有效性，选取B城市2023年8月的电价数据作为原始数据。B城市位于某国家的东部沿海地区，是该国的经济中心和人口密集城市之一。该城市在能源供应方面具有多样化的特点，积极发展可再生能源和提倡低碳经济。在这个混合型电网系统中，传统能源发电设施与可再生能源发电设施相互补充。尽管可再生能源的波动性和不确定性增加了电力价格预测的复杂性，但多样化的能源来源也为电力市场参与者提供了更多选择和机会。利用研究方法预测B城市中的混合型电网2023年8月15日的00:00时~12:00时的电力价格，将其与实际电价数据进行拟合，结果如图5所示。

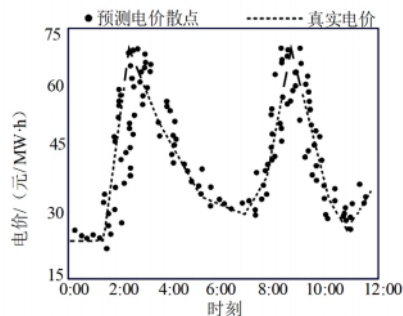


图5 方法预测电价结果

分析图 5 中的实验数据可知，方法预测的电价和真实电价十分吻合，能够准确描述当日的电价变化情况。

以上述混合型电网 8 月份的电价数据为测试样本，验证不同方法的平均绝对误差（MAE）、平均绝对百分比误差（MAPE）和均方根误差（RMSE）。对比方法为文献 [3] 方法（方法 1）和文献 [4] 方法（方法 2）和文献 [5] 方法（方法 3）。

设定平均绝对误差和平均百分比误差对混合型电网电力价格预测结果进行评价，具体的计算式为：

$$\chi_{MAE} = \sum_{i=1}^M |e_i - \bar{e}_i| / M \quad (2)$$

$$\chi_{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^M |e_i - \bar{e}_i|}{M \cdot E} \quad (3)$$

式中， M 为测试对象总数； e_i 为预测误差； \bar{e}_i 为平均预测误差； E 为总误差。

具体实验结果如表 1 所示。

表 1 不同方法的电力价格预测误差分析

方法	MAE/%	MAPE/%
研究方法	0.68	0.31
方法 1	2.00	5.57
方法 2	5.56	4.85
方法 3	6.84	5.69

分析表中的实验数据可知，研究方法的误差更低。

4 结束语

本研究针对新型多元化混合型电网的电力价格预测问题，设计了一种基于遗传算法改进 BP 神经网络的创新方法。此方法结合多种分布式电源的电能交易机制，实现了对电力价格的准确预测。实验结果表明，所提出的方法能够精确描述当日电价的变化情况，并相较于传统方法，对月平均电价的预测误差更低。该研究的创新点在于整合多元化混合型电网特征，并利用遗传算法改进神经网络模型，在电力市场

中提供了有效的电价预测解决方案。这些研究成果对于混合型电网的可持续发展和电能交易机制的优化具有重要的指导意义，推动了清洁与可再生能源的广泛应用。然而，未来研究仍需进一步探索和创新，以进一步提升电力价格预测的准确性和稳定性，满足不断变化的电力市场需求。

参考文献

- [1] 吉兴全，曾若梅，张玉敏，等. 基于注意力机制的 CNN-LSTM 短期电价预测 [J]. 电力系统保护与控制，2022，50（17）：125-132.
- [2] 韩升科，胡飞虎，陈之腾，等. 基于 GCN-LSTM 的日前市场边际电价预测 [J]. 中国电机工程学报，2022，42（9）：3276-3286.
- [3] 王洪涛，邹斌. 基于动态贝叶斯网络的电价区间预测 [J]. 电力系统保护与控制，2022，50（5）：117-127.
- [4] Tan Y Q, Shen Y X, Yu X Y, et al. Day ahead electricity price forecasting employing a novel hybrid frame of deep learning methods: A case study in NSW, Australia [J]. Electric Power Systems Research, 2023, 220（7）：109300.1-109300.23.
- [5] Lehna M, Scheller F, Herwartz H. Forecasting day ahead electricity prices: A comparison of time series and neural network models taking external regressors into account [J]. Energy Economics, 2022, 106（2）：105742.1-105742.15.
- [6] 殷豪，丁伟锋，陈顺，等. 基于长短时记忆网络-纵横交叉算法的含高比例新能源电力市场日前电价预测 [J]. 电网技术，2022，46（2）：472-480.

（收稿日期：2024-01-18）