

水电工程

基于动态自适应技术风电集群短期功率预测

卢绮蕴

(英国曼彻斯特大学 510600)

摘要: 高效预测风险集群短期功率可以更为直观了解风电运行状态, 同时具备改善系统调峰能力、提升风电竞争力、及时调整调度计划功能, 科学预测风电集群短期功率, 可以进一步加强风险管控, 尽可能避免不利因素对电网产生干扰。本文结合当前我国风电建设和电网建设现状, 基于动态自适应技术, 阐述风电集群短期功率预测过程和要点。围绕深度学习理论, 建立预测模型, 以模型为基础对风电数据进行处理、预测和分析。通过本文的分析, 以期为我国风电建设、电网建设提供更多参考。

关键词: 风电集群; 短期功率预测; 动态自适应技术; 深度学习理论

Abstract: Efficient prediction of the short-term power of the risk cluster can more intuitively understand the operation status of wind power, and at the same time has the functions of improving the peak regulation capacity of the system, enhancing the competitiveness of wind power, and adjusting the dispatch plan in time, and scientifically predicting the short-term power of the wind power cluster, which can further strengthen risk management and control and avoid the interference of unfavorable factors on the power grid as much as possible. Based on the current situation of wind power construction and power grid construction in China, this paper expounds the short-term power prediction process and key points of wind power cluster based on dynamic adaptive technology. Focusing on the theory of deep learning, a prediction model is established, and the wind power data is processed, predicted and analyzed based on the model. Through the analysis of this paper, in order to provide more reference for China's wind power construction and power grid construction.

Key words: wind power cluster; short-term power forecasting; Dynamic adaptive technology; Deep learning

引言: 随着全球对可再生能源需求的不断增长, 风能作为一种绿色、可持续的能源形式, 逐渐成为能源供应体系中的重要组成部分。然而, 由于风能的波动性和不可预测性, 风电场的短期功率预测一直是风电行业面临的一项重要挑战。准确的短期功率预测对风电场的运营与管理至关重要, 不仅能够提高电网的可靠性, 降低运营成本, 还能优化风电资源的利用效率, 推动风能行业的健康发展。在过去的几十年中, 风电功率预测技术得到了快速的发展。传统的统计方法和物理建模方法在一定程度上可以提供一定的预测准确性, 然而由于风能资源的时空复杂性, 这些方法难以满足高精度预测的需求。因此, 近年来, 越来越多的研究关注于使用基于动态自适应技术的风电集群短期功率预测方法。本文对其展开研究, 旨在为智能能源系统的建设和可持续发展做出积极贡献。

1 风电集群短期功率预测整体框架和层次结构分析

想要改善风电功率预测精度, 提高风电数据源精度和改进预测模型精度成为重点思考方向。但单一提升风电功率预测精度的方法存在局限性, 基于此, 为了改善存在的短板, 文章从风电集群短期功率预测整体架构和层次结构入手, 为改善风电预测精度夯实基础。

1.1 整体架构阐述

从风电集群短期功率预测数据来源、数据流向为基础, 梳理短期功率预测架构。具体内容见下图 1 所述。围绕图 1 分析, 风电集群功率预测主要包括五个步骤, 分别是风电集群子区域划分; 子区域基准风电场选取; 基准风电场短期功率预测; 子区域短期出力预测和风电集群短期功率预测。

想要保证风电集群短期功率精准度, 需要结合作业环境、气候因素等展开分析。多数集群风电场分布区域广阔, 且分布区域内可能存在多样化气候类型, 再加上地理因素、风力资源等影响, 均会干扰短期功率预测结果。所以需要合理对集群子区域进行划分。科学分区之后, 便可以结合不同该区域的具体因素、条件限制等, 完成风电功率预测。

1.2 数据源阐述

结合我国实际情况分析, 风电集群短期功率预测过程中, 涉及的数据来源主要包括 NWP 数据、地理因素数据、历史数据、实时数据四部分, 其中 NWP 数据包括风速、风向、气压、温度等信息, 地理因素包括地形地貌、粗糙度、位置分布等信息, 历史数据包括历史气象数据、历史风电功率等信息, 实时数据包括实时气象数据、SCADA 系统实施

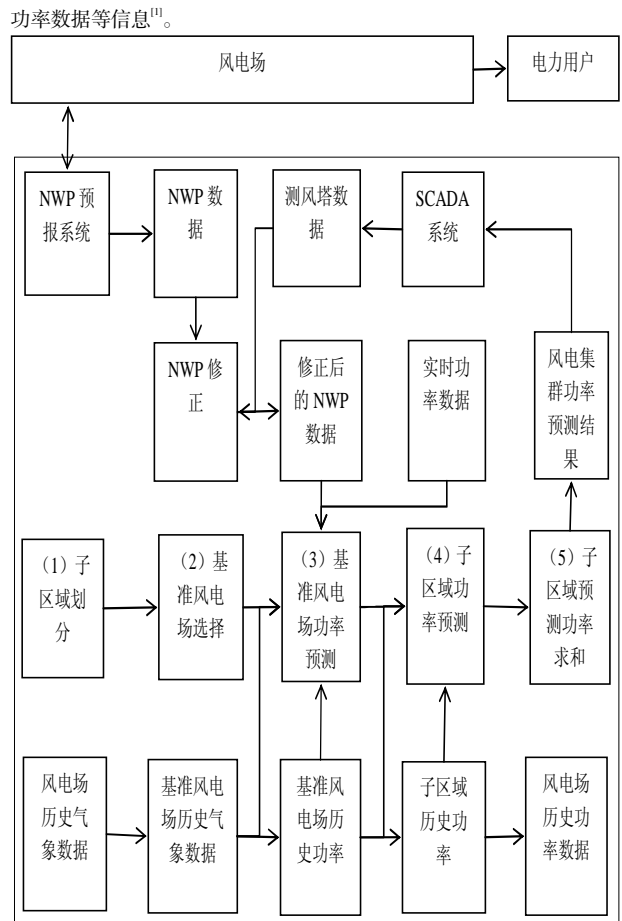


图 1 风电集群短期功率预测系统整体框架图示

1.3 层次结构阐述

通过总结和归纳风电功率预测信息流向和预测架构, 可以将风电集

群短期功率预测细化为6个层级，分别是数据层、映射层、特征层、模型层、反馈层和输出层。其中具体见下图2所示。

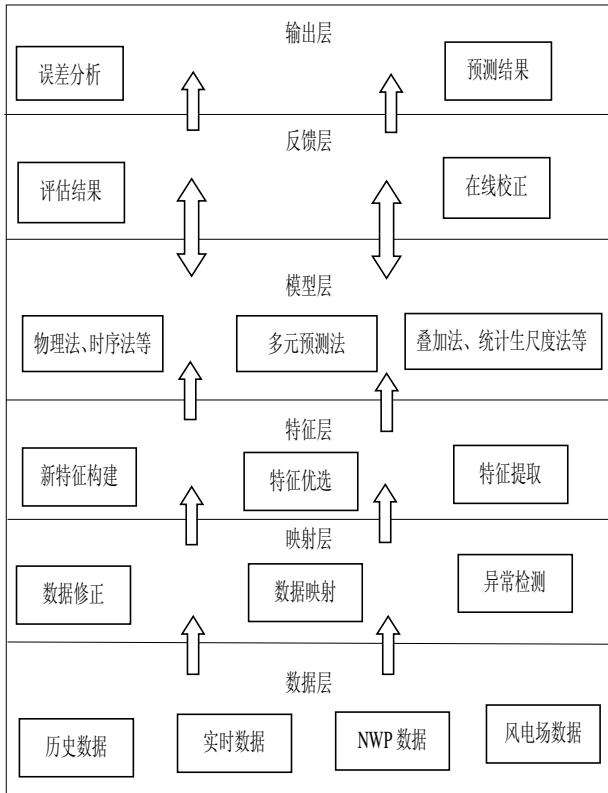


图2 风电集群短期功率预测结构层次架构图

2 风电集群短期功率预测误差来源分析

围绕风电集群短期功率预测应用的数据源分析，预测误差主要来源如下几方面：第一，NWP数据误差。风速会受到多种因素影响，在预测上很容易出现误差。风电出力与风速立方成正比关系，所以风速预测结果会对后续的短期功率预测产生影响。NWP数据预报点难以实现全方位覆盖，也就导致难以全面反映每个风电场的气象信息，一般情况下，出于便利、高效等目的，工作人员会以离目标风电场最近的NWP预报点作为研究基础，选择该预报点获取数据展开研究，此种方式只能得到近似结果，势必导致误差存在^[2]。

第二，数据异常及数据缺失。风电集群短期功率预测结果是基于原始信息获得的，涉及的数据来源广泛，如NWP数据、实时数据及历史数据等均发挥效用，在预测上要求NWP数据和风电功率数据同步。但实际上，由于多种因素干扰，监测数据和预报系统获取数据容易出现故障，此时会导致原始数据呈现缺失或者异常，这也会对预测结果精确度产生干扰。

第三，测风塔数据难以实时获取。结合上图2所示内容分析，测风塔获得数据是NWP数据二次修正的基础。所以一旦测风塔数据无法实时获取，势必导致SCADA系统上数据不完善，或者测风塔数据上传数据完整度不足，这也会影响短期功率预测结果^[3]。

第四，集群短期功率预测模型选择不当。在预测过程中，现有预测方法多样，建模方法多样，不同条件下适宜应用不同建模方法和模型，如果预测模型选择不当，势必会对结果精确度产生影响。

第五，其他因素干扰。除了上述四点原因外，实际生活中，很多因素也会影响预测结果精确度，如基础数据不完备、风机脱网等，这些情况虽然不常见，但一旦发生也会造成干扰^[4]。

3 基于动态自适应技术的风电集群短期功率预测

风电功率预测过程中数据、模型是保证预测结果的重要元素。同时，预测过程涉及大量数据的强非线性关系拟合，为了保证精确度，面临较大挑战。而借助深度学习理论，学习深层非线性网络结构，对复杂函数

进行逼近，可以更完善表现数据特征。本文围绕深度学习理论，提出一种基于动态自适应技术的风电集群短期功率预测模型，以期进一步提升预测精确度。

3.1 学习模型的构建

3.1.1 基于多层受限玻尔兹曼机的自适应预测模型分析

玻尔兹曼机具备较强的无监督学习能力，其本质是基于统计物理学的建模方式^[4]。在多年应用中，该方法发展较为成熟，其结构如下图3所示。

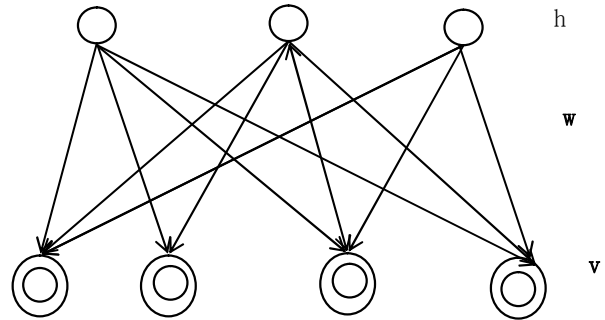


图3 受限玻尔兹曼机网络结构图示

结合上图3分析，v代表可见层，w代表连接权值矩阵；h代表隐藏层。其中能量函数如下所示：

$$E(v, h) = -v^T w h - v^T B - h^T A$$

$$E(v, h) = -\sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^K v_i w_{ij} h_j - \sum_{i=1}^D b_i v_i - \sum_{j=1}^K a_j h_j$$

结合上述式子来看， $v = \{0, 1\}^D$ 表示可见层的输入神经元向量；

$h = \{0, 1\}^K$ 代表隐藏层特征提取神经元向量；D和K表示各所在层级的神经元数目；w、B、A均代表模型参数，w代表可见层和隐藏层之间的权值矩阵， w_{ij} 代表可见神经元i和可见神经元j之间的连接权重，

B表示隐藏层神经元的激活阈值，A代表可见层神经元的激活阈值； b_i 、

a_j 分别代表可见神经元、隐藏神经元的偏置。基于上述能量函数，则

(v, h) 的联合概率分布可以用如下公式表示：

$$P(v, h) = \frac{e^{-E(v, h)}}{z}$$

$$z = \sum_{v, h} e^{-E(v, h)}$$

其中z代表归一化因子。

3.1.2 基于深度学习的集群短期功率预测

结合上文阐述的预测模型进行分析，将气象数据作为输入数据，便可以预测风电集群短期出力^[5]。构建的模型阐述过程中，主要包括以下几个步骤：第一，需要先合理采取风电数据，并对采集的数据进行预处理，确保其符合预测模型处理分析要求。预处理包括两方面，其一是合理选取预测所需气象信息，如选择风速风向、湿度、温度等作为输入数据，其二是对输入数据进行归一化处理，也就是按照统一标准处理数据。第二，需要合理设置网络结构参数，RBM结构参数包含训练层数和每层节点个数，合理设置参数可以保证预测结果精确度；第三，将训练数据和网络矩阵初始化^[6]。在进行RBM网络训练前，需要完成初始化处理，随机赋值网络权值矩阵w，调整数据结构；第四，RBM网络训练。科学整理训练数据，带入DBN训练网络，基于训练样本获取特征，实现微调；第五，输入测试集。网络训练完成后，就可以输入测试样本，反之，训练未完成继续训练直至完成为止；第六，预测结果输出。合理通过网络训练及测试集预测后，便可以得到预测误差，此时结果输出^[7]。其整体流程如下图4所示。

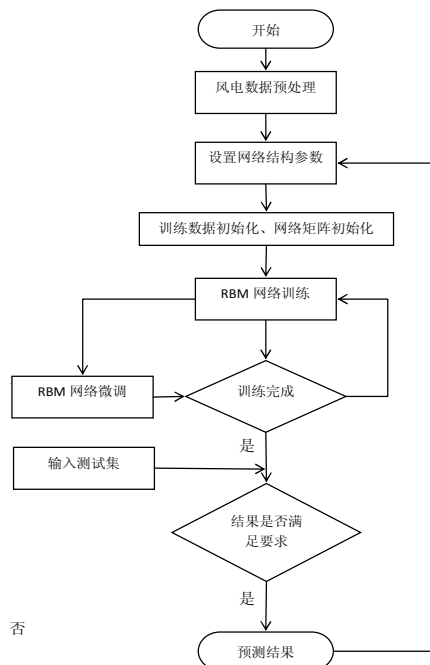


图4 基于深度学习的风电集群短期功率预测流程图示

3.3 效果分析

构建的模型，充分利用 NWP 风电数据信息，借助 DBN 深度学习网络，实现风电集群短期功率预测。该模型可以通过调整结构参数、改变训练样本和测试样本，从而保证预测结果的精准度，降低误差。

结语

随着绿色经济、低碳节能等持续推进，风能作为一种清洁能源得到广泛关注。在能源格局中占据一席之地。但风能产生受到自然因素影

响，如地理因素、气候因素等，具有随机性和不可控性，因此，对风电功率进行精确预测，降低风电并网容量的不确定性成为重要任务之一。电力系统运行过程中，功率总量波动是重要影响因素，基于此，文章以风电集群短期功率预测为研究基础，以减少预测误差为目的，基于深度学习理论和动态自适应技术，提出一种预测模型构建方法。希望本文研究，可为我国电网安全稳定运行提供参考。

参考文献

- [1]王渝红,史云翔,周旭,等.基于时间模式注意力机制的 BiLSTM 多风电机组超短期功率预测[J].高电压技术,2022,48(05): 1884-1892.
- [2]杨茂,彭天,苏欣.基于预测信息二维坐标动态划分的风电集群功率超短期预测[J].中国电机工程学报,2022,42(24): 8854-8864.
- [3]李聪,彭小圣,王皓怀,等.基于 SDAE 深度学习与多重集成的风电集群短期功率预测[J].高电压技术,2022,48(2):504-512.
- [4]赵振兵,强一凡,李信,等.基于改进循环神经网络的配电网超短期功率预测方法[J].电力科学与技术学报,2022,37(5): 144-154.
- [5]商立群,李洪波,侯亚东,等.基于 VMD-ISSA-KELM 的短期光伏发电功率预测[J].电力系统保护与控制,2022,50(21): 138-148.
- [6]郑惠萍,曾鹏,刘新元,等.基于误差前馈预测的多时空尺度风电集群有功功率分层控制策略[J].电力建设,2020, 41(8):120-128.
- [7]崔杨,陈正洪,许沛华.基于机器学习的集群式风光一体短期功率预测技术[J].中国电力,2020,53(3):1-7.