

深度学习下光伏电站功率预测算法运用研究

郑泽¹, 张轩豪²

1. 国能（浙江）能源发展有限公司，浙江杭州

2. 杭州电子科技大学，浙江杭州

摘要：光电作为新能源的代表，具有广阔的市场前景，为确保光能技术可以更好地服务于社会生产生活，文章将以深度学习法为研究对象，详细说明了该技术在光伏电站功率预测中的关键步骤，并对其中的数据准备方案、建模方案、模型数据处理等。最后将结合光伏电站的现场模拟，综合评估了深度学习技术在功率预测中的应用步骤及其效果，根据最终的现场评估结果显示，在深度学习技术支持下预测的光伏电站功率值准确率较高，预测结果与实际值相比的误差小，因此可以认为该技术具有技术优势，值得推广。

关键词：光伏电站；功率预测；深度学习算法；建模处理

Research on the Application of Power Prediction Algorithm for Photovoltaic Power Stations under Deep Learning

Zheng Ze¹, Zhang Xuanhao²

1 Guoneng (Zhejiang) Energy Development Co., Ltd., Hangzhou, Zhejiang

2 Hangzhou University of Electronic Science and Technology, Hangzhou, Zhejiang

Abstract: As a representative of new energy, optoelectronics has broad market prospects. In order to ensure that solar energy technology can better serve social production and life, this article will take deep learning method as the research object, and explain in detail the key steps of this technology in photovoltaic power plant power prediction, as well as the data preparation plan, modeling plan, model data processing, etc. Finally, the application steps and effects of deep learning technology in power prediction will be comprehensively evaluated based on on-site simulations of photovoltaic power plants. According to the final on-site evaluation results, the accuracy of predicting the power values of photovoltaic power plants with the support of deep learning technology is high, and the error between the predicted results and the actual values is small. Therefore, it can be considered that this technology has technical advantages and is worth promoting.

Keywords: Photovoltaic power station; Power prediction; Deep learning algorithms; Modeling processing

* 作者简介：郑泽，1988.07，男，青田，国能（浙江）能源发展有限公司 工程师 大学本科 光伏发电技术应用；张轩豪，2003年02月出生，男，籍贯：金华浦江，杭州电子科技大学 本科，研究方向：新能源电气工程

1 前言

光伏发电在我国能源体系中的占比持续提升，在化解我国能源危机中发挥着重要作用。但相较于传统的火电生产技术，光伏发电的发电量具有明显的不稳定性，而开展光伏电站功率预测已经成为保障电网稳定性与安全性的的重要组成部分，通过科学合理预测可帮助电网调度部门规范电网管理，并预防供需失衡造成的停电或者频率波动问题。但在实际上，传统的光伏电站功率预测方法一直存在数据精度低、运算量大的问题，无法保证预测结果的精度。为有效解决上述问题，则需要构建一种科学有效的功率预测技术，这也是本文研究的主要目的。

2 深度学习算法研究

深度学习算法实际上是机器学习技术的重要分支，技术强调从连续的数据层中实现数据之间的深度学习，该技术强调通过神经元来模拟数据的运算过程，通过加权求和后经过激活函数输出，其中的数据计算过程如公式（1）所示。

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (1)$$

公式（1）中， y 表示神经元的输出结果； $f(*)$ 表示数据运算中的激活函数； x_i 表示输入信号的第 i 个特征值； w_i 表示权重值； b 表示调节神经元激活的阈值。

在数据运算中通过深度学习算法可以通过不断调整神经网络的参数使得目标函数使其运算结果达到预期，最终识别不同样本数据之间的相关性。而在光伏电站功率预测中，深度学习算法的技术优势主要体现在以下几方面：（1）深度学习算法具有非线性关系建模优势，这是因为光伏电站的效率受云层、温度、照度等诸多非线性因素的影响，而深度学习算法则可通过捕捉其中的复杂特征来获得完整数据[1]。（2）深度学习技术本身具有多源数据融合的优势，即为保证功率预测结果的精度，该技术可以有效整合卫星云图、光伏电站历史数据、组件温度等多种模态数据构建复杂模型，因此可提升数据精度。

3 深度学习下光伏电站功率预测算法运用方案

3.1 数据准备方案

深度学习算法以海量计算数据为核心，为能全面评估地区光照及其发电量情况，整个现场输入数据主要包括：（1）气象数据，即地区历史天气数据、实时辐照度、气温环境值、云量变化情况；

（2）统计光伏电站的历史运行数据，如关键发电组件的温度变化、历史功率输出结果、装置周围遮挡物情况以及逆变器运行状态；（3）电站历史运行数据，如时间戳、太阳高度角以及光伏电站自身所处地理位置（主要指经纬度坐标）。

在采集历史数据的基础上，则可用时序数据构造技术生成数据处理集合，如通过此类数据集合的方式来预测未来一段时间中的功率变化，假设本次发电量预测中以过去6小时的数据来预测未来1小时的发电量情况，此时则有公式（2）。

$$X_t = [P_{t-6}, P_{t-5} \cdots P_{t-1}, W_{t-6}, W_{t-5} \cdots W_{t-1}] \quad (2)$$

在公式（2）中， W 表示气象数据， P 表示功率， X_t 表示时间为 t 时的功率预测结果。

3.2 建模方案

按照深度学习算法的数据处理要求，在光伏电站功率、预测算中可通过构建海量数据集合的方式提升数据处理效率，此时为实现上述目标，在本次深度学习中将对光伏储能电站有功功率、无功功率、直流母线电压和蓄电池电荷状态展开有效预测，此时，根据预测结果实时调整控制参数，从而实现对光伏储能电站负荷的优化控制，保证储能系统能够平稳运行，此时建模方案可以用图1加以描述。

基于图1提出的深度学习算法计算过程，在整个负荷输入量运算中可严格执行多源数据融合处理要求，其中可同步的关键数据主要包括电站历史功率、气象观测数据、数值天气预报等，并通过数据增强方式来处理其中的特殊数据，如线性统计其中的异常天气数据来增强预算结果的鲁棒性。在现场数据处理中将通过数据模糊化处理的方式输入天气样本数据，再将其中气象数据、历史功率、卫星云

图同步到模型中完成模糊决策[2]。当模糊决策的数据被体现在光伏电站储能机组上之后, 机组则会将上述运行数据反馈到模型上, 通过对比实际发电量与预测发电量之间的数据差异, 则可生成最终预测结果。

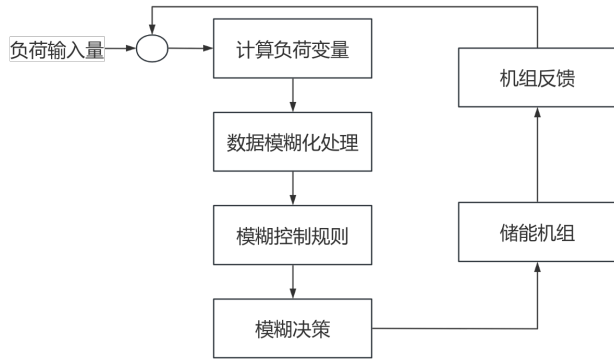


图1. 面向深度学习算法的建模方案

3.3 模型数据处理

3.3.1 处理过程

在本次深度学习技术支持下, 将以不同类型的现场数据小样本为基础, 数据运算过程将依照“t-1”的环境因素数据及其光伏功率数据等为基础来预测t时刻的光伏电站发电量情况。

本环节数据建模处理的基本处理过程描述为:

步骤1, 确定输入值, 包括太阳辐照度、相对湿度、空气温度、大气压力、组件温度、光伏功率与大气压力等等。

步骤2, 引入灰色关联度分析模块来采集小样本数据集, 此时的小样本集合中天气类型包括雨天、多云等。

步骤3, 以小样本数据集和整体数据集中的环境序列为基础, 在分解环境数据后, 可提取不同特征波动的原始序列。

步骤4, 在对特征序列做降维处理后, 则可筛选出与光伏输出功率相匹配的关键因子, 用于降低数据之间的冗余性与相关性。

步骤5, 在完成降维处理后, 将光伏电站功率数据与历史数据做归一化处理, 再将数据转化为可输入的数据格式, 随后完成训练样本和测试样本的划分。

步骤6, 将识别的参数作为样本进行测试, 直至获得满足目标准确率的数据。

步骤7, 重复上述模型训练过程, 并保存训练文件, 将相关数据同步到测试数据集中, 此时根据评估结果造成预测结果的优劣性。

3.3.2 数据处理的相关注意事项

在深度学习方法中, 为确保模型数据处理结果的精度能满足预期, 应开展数据的异常值检测, 即在现场数据处理中引入箱线图或 3σ 原则识别异常功率值, 为解决上述问题, 在现场数据处理中可引入相似条件下的数据做填充处理, 通过增加类似数据的总量来保证数据迭代处理精度。在此基础上, 为确保气象数据能与电站位置之间的高度匹配, 可通过双线性插值将网格数据插值到电站坐标。

同时要积极开展模型数据训练, 即通过引入批次训练模式来构建数据集, 目前常见的数据集种类包括小批次(如32)适合小数据集, 大批次(如256)数据适用即可, 大批次的数据集虽然可提升数据的训练速度, 但也可能造成泛化性问题, 因此需结合数据处理要求灵活选择。

3.4 数据归一化处理方案

预测阶段的数据处理精度关系到光伏电站功率预测结果的精度, 在本次数据中将从SCADA系统中读取光伏电站发电的最完整数据, 如固定单位时间内的运维发电功率数据[3]。也可获取实时的气象资料, 如云量、温度以及辐照度变化情况。此时为保证所有数据均处于可识别状态, 可通过归一化处理完成数据深加工, 其中数据处理方法如公式(3)所示。

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3)$$

在公式(3)中, x_{norm} 表示数据归一化处理结果; x 表示数据集; x_{min} 表示数据集最小值, x_{max} 表示数据集的最大值。

3.5 深度学习算法的模型部署与更新方案

在光伏电站功率问题处理中, 可将模型数据内

容转换为TensorFlow Lite或ONNX格式，此时应确保所有数据均能部署在光伏电站的边缘位置，其数据处理流程为：采集传感器运行数据→数据的预处理→模型推理方案→预测光伏电站的发电功率→将功率数据同步到SCADA系统中。

4 深度学习算法在光伏电站功率预算中的模拟仿真分析

基于上文提出的数据运算方法，为确保光伏电站功率数据在时间尺度上具有特征序列性与多元性特征，本文将选择真实案例展开现场模拟分析。

4.1 实验数据来源

本次研究的现场仿真数据来源于某光伏电站于2023年6月至2023年7月间的伏阵区1号逆变器下的光伏功率的实测功率时间序列数据，针对该数据展开分析，主要数据来源时间段为6:00-19:00，每隔10min取样一次，其中标准组数据主要包括空气温度、太阳辐照度、大气压力等数据，经处理后共获得近7000组时间断面数据。

4.2 建模数据处理

4.2.1 利用相似值寻找相似的小样本数据

为提升数据处理效率，在整个光伏电站功率预算中将通过整合太阳辐照度峰值、太阳辐照度均值、空气温度峰值、空气温度均值等关键气象特征向量数据来获得光伏发电的基本数据源。在相应的时间序列处理中，将登录中国气象局官网采集数据，本次数据整合处理中将以数据集中存在的日期为索引来确定相应的天气类型及其标定数据，并通过数据可视化等操作来标定每日发电数据。

在此基础上，本文将以晴天、多云、雨天三种天气类型为研究对象展开分析并绘制相应的功率曲线，其中的数据相关性可以用图2加以描述[4]。

根据图1所统计的相关数据可以发现，在晴朗天气条件下，光伏功率数据呈现出明显正态分布特征，且单位时间内的数据变化呈现出明显的平滑稳定的特征，最终在中午时期达到峰值。相比之下，在多云条件下光伏电站的功率明显低于晴天时刻，

但受云层遮挡等因素影响则会导致光伏发电量有明显的曲线波动特征。最后在雨天条件下，光伏发电的功率曲线达到最低值，出现上述结果的原因可能为，受空气湿度、云层遮挡等因素影响则会导致太阳辐照度偏低，进而影响发电量。在此基础上统计三类天气条件下的气象特征序列值，相关数据见表1。

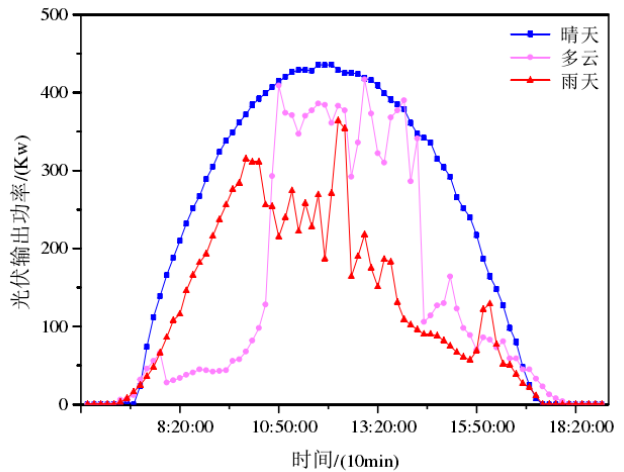


图2. 三类天气条件下光伏功率曲线

表1. 三类天气条件下的气象特征序列

天气类型	最高温度 (℃)	平均温度 (℃)	辐照度峰值 (W/m²)	辐照度均值 (W/m²)
雨天	13.6	10.2	883.2	584.6
多云	16.4	11.9	942.6	702.9
晴天	20.1	15.3	1124.6	881.3

4.2.2 预测结果分析

基于表1所统计的数据类型，本文详细统计了不同气候条件下的发电量变化情况，最终预测结果如表2所示。

表2. 连续五天的光伏电站功率预测结果 (kW)

时间	预测值	实际值	相对误差
2023年7月15日	165.3	164.9	+0.4
2023年7月16日	392.8	394.1	-1.3
2023年7月17日	402.6	401.8	+0.8
2023年7月18日	399.5	400.9	-1.4
2023年7月19日	279.8	280.4	-0.6

根据表2所统计的相关数据可以发现，本文提出的深度学习算法在光伏电站功率预测中发挥着重要作用，在连续五天统计光伏电站预测值与实际值

之间的误差后, 结果显示二者之间的相对误差值被控制在-1.3~1.4%之间, 整体数据精度较高, 该结果提示深度学习算法在光伏电站功率测算中发挥着积极作用。

在表2数据基础上, 本文将对深度学习算法与传统的离线学习法展开综合对比, 根据两种技术在光伏电站功率预测中的数据精度来综合判断技术先进性。其中的测试结果显示, 深度学习算法在雨天、多云、晴天的功率预算中的数据误差分别为2.9%、1.7%、0.8%; 相比之下, 传统的离线学习算法在雨天、多云、晴天功率预算中的误差值分别为5.5%、4.1%、3.3%。两组数据相比可以发现, 深度学习法在光伏电站功率预测中的精度更高, 满足电厂运维管理要求[5]。出现上述结果的原因可能为: (1) 传统的数据处理方法无法解决光伏发电所面临的非线性数据问题, 如传统模型技术难以捕捉温度、云层变化等复杂关系之间的相关性。而相比之下, 深度学习技术可以通过多层神经网络技术来有效识别气候特征与发电量之间的相关性。(2) 传统数据处理方法在多源数据融合中存在明显缺陷, 表现为数据处理效率低、精度不理想等, 而采用深度学习算法则可实现多元数据的整合, 例如将卫星云图、数值天气预报、电站数据等整合在一起, 通过持续训练的方式来提高数据处理精度。

5 结论

太阳能作为一种清洁能源, 在解决社会发展能

源问题中发挥着重要作用, 在此背景下, 光伏功率的准确预测关乎电网的安全调度, 将成为未来电网现代化建设必不可少的内容。本研究引入的深度学习技术, 为提升光伏电站功率预测精度提供了有力支持, 本文介绍的技术措施满足光伏发电精度处理要求, 与传统技术相比, 深度学习技术可为连续识别光伏电站功率变化提供支持, 可以作为提高数据预测精度的重要组成部分。而在未来深度学习算法处理中, 为能提高光伏电站功率预测算法的计算精度, 要求相关人员能将关注重点集中在推理延迟是否满足实时性要求、异常值处理是否完成等几方面, 通过连续的数据处理更进一步提高运算结果精度, 使其能更好地服务于光伏电站功率预测。

参考文献

- [1] 幸荣霞. 基于改进深度学习的光伏电站发电量精准估计[J]. 电工技术, 2024(6): 46-48.
- [2] 甄皓. 有限信息下基于深度学习模型的小型分布式光伏电站功率预测[J]. 上海节能, 2020(4): 302-308.
- [3] 吕栋梁, 贺兴亮, 翟卓涛, 等. 深度学习在光伏组件热斑检测中的应用[J]. 电工技术, 2025(6): 54-58, 64.
- [4] 汤渊, 吴裕宙, 苏盛, 等. 基于改进深度极限学习机的光伏扩容用户识别方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(5): 59-68.
- [5] 杨梦缘. 数据驱动的光伏电站功率预测算法及其应用研究[D]. 华北电力大学(北京), 2024. DOI: 10.27140/d.cnki.ghbbu.2024.001251.

