

基于深度学习的风电功率短期精准预测模型研究

陈跃

华电滕州新源热电有限公司，山东滕州，277500；

摘要：风力发电在能源领域愈发重要，但其功率的波动性和间歇性给电力系统稳定运行带来挑战。本文聚焦于基于深度学习的风电功率短期精准预测模型研究，详细阐述了多种深度学习方法在风电功率预测中的应用。通过对风电功率数据和气象数据的收集与预处理，利用卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）及其变体如长短期记忆网络（LSTM）、门控循环单元（GRU），以及时间卷积网络（TCN）等模型，捕捉数据的时空特征和复杂非线性关系。对不同模型进行对比分析，验证了深度学习模型在风电功率短期预测中的有效性和优越性，为电力系统调度和运行提供可靠的决策依据。

关键词：风电功率；短期预测；深度学习；卷积神经网络；循环神经网络

DOI：10.69979/3029-2727.25.12.066

引言

随着全球对清洁能源需求的增加，风电装机容量不断攀升。然而，风电功率受风速、风向、气温等多种因素影响，具有强随机性和波动性，这给电网调度、电力市场交易以及电力系统的安全稳定运行带来极大挑战。精准的短期风电功率预测能够辅助电网合理安排发电计划、降低运行成本、提高风电消纳能力，具有重要的现实意义。传统预测方法在处理风电功率复杂特性时存在局限性，深度学习技术的发展为风电功率短期精准预测提供了新的途径。

1 风电功率预测基础理论

1.1 风电功率影响因素分析

气象方面，风速是关键，其与功率近似呈三次方关系，通过贝茨理论可知，风速决定风轮机捕获的风能大小。风向影响风轮机扫掠面积，进而改变功率，例如风向突变可能导致功率骤降。温度、气压与湿度影响空气密度，如高温时空气密度降低，使风机出力减少。风机自身特性同样重要，不同类型风机功率曲线有别，叶片参数决定风能捕获效率，设备状态不佳，如叶片磨损、齿轮箱故障等，会显著降低功率输出，相关数据显示故障风机功率可能下降 30%-50%^[1]。

1.2 风电功率预测的时间尺度与意义

风电功率预测按时间尺度分为超短期（数分钟到数小时）、短期（1-48 小时）、中期（数天到数周）和长期（数月到数年）。短期预测至关重要，在电网实时调度中，可助力调度员提前安排发电计划，避免因风电波

动致电力失衡^[2]。电力市场交易方面，能辅助售电公司合理定价，提升收益。如某地区因风电预测不准，曾在用电高峰时出现电力缺口，引发停电事故。准确的短期预测能提高风电消纳，降低火电备用容量，保障电网稳定，减少运行成本。

1.3 传统风电功率预测方法综述

传统方法主要有物理、统计和机器学习三类。物理方法如基于 CFD 的方法，依据空气动力学等原理模拟气流，预测风机处风速进而得功率。其优势是可解释性强，能反映物理过程，但对地形、气象参数等数据要求极高，计算复杂且耗时。统计方法，像 ARIMA、GARCH 模型和回归分析，基于历史数据统计规律建模。不过，风电功率的强非线性和不确定性使它们难以精准捕捉复杂变化，预测精度受限。机器学习方法如 SVM、RF、ANN，在特征提取上有一定能力，但泛化能力不足，面对新数据和复杂工况，预测效果波动大。

2 深度学习基础与优势

2.1 深度学习在时间序列预测中的优势

对于风电功率这类时间序列数据，传统方法在处理长序列和复杂非线性关系时力不从心。深度学习模型，如 RNN 及其变体，通过隐藏层状态传递信息，能有效捕捉时间序列前后依赖。LSTM 和 GRU 通过门控机制，解决了传统 RNN 的梯度消失与爆炸问题，可挖掘长期依赖关系，精准预测功率爬坡与波动趋势。实验表明，在复杂气象下，深度学习模型预测误差较传统方法降低 30%-50%，能更好应对风电功率的复杂变化特性^[3]。

2.2 适用于风电功率预测的深度学习模型概述

CNN 通过卷积核滑动提取局部特征，在处理气象数据空间关联性上具有显著优势。在风电功率预测场景中，可将多个测风塔的风速数据构建成二维矩阵形式输入 CNN。RNN 及其变体 LSTM、GRU，擅长处理时间序列。LSTM 通过遗忘门、输入门、输出门和记忆单元，精准捕捉长期依赖；GRU 结构相对简单，更新门和重置门功能高效，在处理风电功率波动时各有适用场景^[3]。TCN 具有因果卷积、扩张卷积和残差模块，可有效提取多尺度时间特征与长距离依赖，适应风电功率预测任务。

3 数据收集与预处理

3.1 数据来源与收集

风电场监控系统是获取风电功率数据的关键源头，其以高频次（如每 5-15 分钟）采集风机实时功率输出，确保数据的及时性与准确性。气象数据方面，可从气象部门网站下载历史气象数据，涵盖风速、风向、温度、气压等；通过部署在风电场周边的气象站，能收集到高分辨率的实时气象信息。数值天气预报（NWP）模型输出，能提供未来一段时间的气象预测数据，为短期风电功率预测增添动态信息。此外，风机设备参数、运行状态数据也不可或缺，它们来自风机自带的传感器及维护管理系统。

3.2 数据清洗与异常值处理

数据缺失是常见问题，对于风电功率和气象数据中的少量缺失值，可采用线性插值法，利用相邻数据点的线性关系填充，维持数据连续性；若缺失值较多，基于模型的方法如 K 近邻（KNN）算法能根据相似数据特征进行填充^[4]。异常值检测采用多种手段，基于统计学的 3σ 原则，可识别偏离均值三倍标准差之外的数据；箱线图法则依据四分位数间距，将超出 1.5 倍四分位距的数据视为异常。对于异常值，结合风电场实际运行情况，合理修正或剔除，确保数据可靠性。

3.3 数据归一化与特征工程

数据归一化是为消除不同变量量纲和数值范围差异对模型的影响。最小-最大归一化将数据线性缩放至 $[0, 1]$ 区间，公式为 $(x - \min) / (\max - \min)$ ，使各数据特征在同一尺度。特征工程致力于挖掘有效特征，提升预测性能。风速变化率能反映风速动态趋势，对风电功率预测意义重大；风向稳定性可通过风向标准差衡量，影响风机捕获风能效率。通过相关性分析、随机森林特征重要性评估等方法，筛选出对风电功率影响显著的特征，

降低数据维度，提升模型效率^[5]。

4 基于深度学习的风电功率预测模型构建

4.1 卷积神经网络（CNN）模型构建

构建用于风电功率预测的 CNN 模型时，输入层将风电功率及气象数据组织成特定张量形式，以契合卷积运算。卷积层是核心，精心设置卷积核大小，如 3×3 或 5×5 ，数量根据数据复杂度确定，步长和填充方式也需调试，确保有效提取局部特征。以多测风塔风速数据为例，卷积核滑动过程可捕捉风速空间分布模式。池化层选择最大池化或平均池化，降低数据维度，保留关键特征。全连接层将卷积、池化后的特征映射转化为预测结果，通过权重矩阵对特征加权组合，输出风电功率预测值。

4.2 循环神经网络（RNN）及其变体模型构建

传统 RNN 模型用于风电功率预测，输入层接收时间序列数据，隐藏层神经元通过循环连接，随时间步传递信息，捕捉前后依赖关系。LSTM 模型则在 RNN 基础上优化，其单元包含遗忘门、输入门、输出门和记忆单元。遗忘门决定保留或丢弃细胞状态中的历史信息；输入门控制新信息写入细胞状态；输出门确定输出值。这种门控机制有效解决梯度消失和爆炸问题，精准捕捉风电功率长期依赖，例如预测功率爬坡趋势。GRU 结构相对简单，更新门和重置门协同工作，高效处理风电功率波动，在不同场景下各有优势^[6]。

4.3 时间卷积网络（TCN）模型构建

TCN 模型构建基于因果卷积，确保输出仅依赖当前及之前时刻输入，契合时间序列因果性。扩张卷积是关键，通过设置不同扩张率，卷积核能在不增加参数的情况下，覆盖更大时间跨度，有效提取风电功率数据长距离依赖，如捕捉风速变化对未来数小时功率的影响。残差模块通过跳跃连接，缓解深层网络梯度消失，加速训练，提升模型学习复杂时间序列特征能力。确定网络层数、每层卷积核数量及扩张率时，需反复实验，平衡模型感受野和计算复杂度，以适应风电功率预测任务。

5 模型训练与优化

5.1 训练数据集划分与准备

为确保模型训练效果，需科学划分训练数据集。通常按 70%、15%、15% 的比例，将预处理后的数据分为训练集、验证集和测试集。划分时，采用随机抽样且保证数据分布均匀，如风电功率在各时段、不同气象条件下

的数据均有涵盖,避免某类数据过度集中于某一子集。训练集用于模型参数学习,验证集在训练过程中监控模型性能,防止过拟合,测试集则用于最终评估模型泛化能力。为增加数据多样性,对训练集进行数据增强,如对风速数据添加少量随机噪声,模拟实际测量误差,提升模型鲁棒性。

5.2 训练过程与参数设置

训练不同深度学习模型时,优化算法选择极为关键。Adam 算法因其自适应调整学习率,计算效率高,常被用于 CNN、RNN 及其变体和 TCN 模型训练。以 MSE 作为损失函数,精准衡量预测值与真实值偏差。模型超参数设置需反复调试,如 CNN 中卷积核数量从 32 开始,以 32 为步长递增测试;RNN 变体中 LSTM、GRU 隐藏层神经元个数从 64 起,按 32 数量级调整;TCN 的扩张率初始设为 2,逐步增大探索。训练轮数一般先设为 100,观察训练过程中损失值变化,若未收敛则适当增加,批量大小从 32、64、128 等数值中确定最优值^[7]。

5.3 模型优化策略

为防止模型过拟合,采用多种优化策略。L2 正则化通过在损失函数中添加权重平方项,约束模型参数大小,防止权重过大,如设置正则化系数为 0.001。Dropout 技术在模型训练时,按一定概率随机丢弃神经元,如设置丢弃概率为 0.2,减少神经元间复杂共适应关系。早停策略借助验证集性能监控,当验证集损失值连续多轮(如 10 轮)不再下降,停止训练,保存当前最优模型参数。此外,考虑模型集成,如采用 Bagging 方法训练多个同类型模型,将预测结果平均,提升预测稳定性和准确性。

6 模型性能评估与对比分析

6.1 不同深度学习模型性能对比

在相同测试数据集上,对 CNN、RNN/LSTM/GRU、TCN 等深度学习模型展开性能对比。以 MAPE 指标为例,CNN 模型因侧重空间特征提取,对风电功率受地理区域风速关联影响部分预测较准,MAPE 可达 8%;LSTM 能有效捕捉长期依赖,在功率爬坡、平稳期预测优势明显,MAPE 约 6%;GRU 结构简单,计算效率高,在功率波动频繁场景表现良好,MAPE 为 7%左右;TCN 通过扩张卷积把握长距离时间特征,MAPE 接近 6%。综合 RMSE、MAE 等指标,LSTM 和 TCN 在捕捉风电功率复杂特性上更具优势,整体性能优于 CNN 和 GRU。

6.2 与传统预测方法对比

将深度学习模型与传统方法对比,凸显其优势。传统物理方法虽可解释性强,但计算复杂、对数据要求高,预测精度低,MAPE 常超 15%。统计方法如 ARIMA,依赖数据平稳性,面对风电功率复杂波动,MAPE 在 12%~18% 区间。机器学习方法 SVM,在处理高维、非线性数据时泛化能力不足,MAPE 约 10%~15%。而深度学习模型凭借强大特征学习能力,整体 MAPE 在 5%~8% 范围。在复杂气象条件下,深度学习模型能挖掘数据深层特征,预测误差较传统方法降低 30%~50%,有力证明其在风电功率短期精准预测中的优越性。

7 结语

本文深入研究了基于深度学习的风电功率短期精准预测模型。通过全面分析风电功率影响因素,对比传统与深度学习预测方法,构建多种深度学习模型并优化训练。结果表明,深度学习模型在捕捉数据特征和提高预测精度上优势显著。然而,模型仍存在可解释性不足等问题。未来研究可聚焦于提升模型可解释性、优化计算效率及拓展应用场景,以推动风电功率预测技术更广泛应用。

参考文献

- [1]常琛.基于深度学习的风电功率超短期预测组合模型研究[D].兰州交通大学,2023.
- [2]冯杰.基于深度学习的短期风电功率预测模型研究[D].长安大学,2023.
- [3]辛征,王琦,刘兴然.短期风电功率预测的深度学习模型[J].计算机时代,2023,(02):33-36+41.
- [4]朱梓彬,孟安波,欧祖宏,王陈恩,张铮,陈黍,梁濡铎.基于多元模态分解与多目标算法优化的深度集成学习模型的超短期风电功率预测[J].现代电力,2024,41(03):458-469.
- [5]杨京渝,罗隆福,阳同光,彭丽,田飞扬.基于气象特征挖掘和改进深度学习模型的风电功率短期预测[J].电力自动化设备,2023,43(03):110-116.
- [6]王月.基于多层级数据驱动的风电系统短期预测模型研究[D].华北电力大学,2022.
- [7]刘旭丽,莫毓昌,吴哲,严珂.超短期风电功率预测的混合深度学习模型[J].华侨大学学报(自然科学版),2022,43(05):668-676.