DOI: 10. 3969/j. issn. 1674-1951. 2021. 05. 012

## 基于卷积神经网络的机舱风速修正

Wind speed correction for wind turbine based on convolutional neural network

## 杨明明 YANG Mingming

(华润电力技术研究院有限公司,广东深圳,518002)

(China Resources Power Technology Research Institute Company Limited, Shenzhen 518002, China)

摘 要:风电机组机舱风速计受到风机尾流和叶片扰动影响,国际电工委员会(IEC)提出的机舱传递函数无法准确 描述机舱实测风速与来流风速的复杂关系。提出一种基于卷积神经网络的机舱风速修正模型,该模型采用多层卷 积池化,可有效过滤风机尾流和叶片扰动的影响,高度抽象特征变量,提高修正风速的精度。工程实例表明:平原 风电场中基于卷积神经网络法的计算风速与实测风速拟合精度R<sup>2</sup>达到0.8447,平均绝对误差(MAE)仅为0.071,该 方法计算的功率曲线与实测功率曲线评估电量差异仅为4.07%,各项偏差指标均优于IEC机舱传递函数,充分反映 出该模型在机舱风速修正方面的优越性。

关键词:风电机组;卷积神经网络;IEC机舱传递函数;机舱风速;来流风速;自由流风速;功率曲线;风速修正

中图分类号:TK 29 文献标志码:A 文章编号:1674-1951(2021)05-0075-05

Abstract: The wind turbine nacelle anemometer is affected by the wake of turbines and disturbance of blade. International Electrotechnical Commission (IEC) indicated that nacelle transfer function cannot accurately describe the complex relationship between measured wind velocity and inflowing wind velocity. A nacelle wind speed correction model based on convolution neural network is proposed. The model adopting multi-layer convolution pooling can effectively filter the influence brought by turbine wake and blade disturbance, abstract feature variables, and improve the accuracy of the corrected wind speed. The engineering example shows that the fitting accuracy  $R^2$  of the convolution neural network method is 0.844 7, and its mean absolute error (MAE) is only 0.071. The difference between the power calculated by this method and the one measured by anemometers is only 4.07%. All the deviation indexes are better than those made by IEC nacelle transfer function, which fully reflects the advantages of the wind speed correction model.

Keywords: wind turbine; convolutional neural network; IEC nacelle transfer function; nacelle wind speed; inflowing wind velocity; free flow velocity; power curve; wind speed correction

## 0 引言

截至2019年年底,全球风电累计装机容量达到 650 GW,其中中国装机容量210 GW,占全球总装机 容量的32.3%。针对风电机组性能评估、降载控制、 精准偏航等方向的研究显得尤为重要<sup>[1-2]</sup>。

风电机组的机舱风速计位于机舱尾部,其受到 风机尾流和叶片扰动的影响,造成机舱风速与真实 来流风速存在偏差。这种偏差的存在影响了机组 控制策略的效能和发电性能。为消除偏差,一般在 风机前侧设立测风塔或者激光雷达进行实时来流 风速测量。但如果采用该办法覆盖全场机组,建设 难度和成本都较大。因此,通过数理模型建立机舱 风速和真实来流风速的传递关系成为研究重点<sup>[3-5]</sup>

目前,国内外对机舱风速传递关系的研究也取 得了一定的进展,GB/T 33225—2016《风力发电机 组基于机舱风速计法的功率特性测试》标准给出了 多段折线函数法,通过对风速进行分区,每个区间 的线性差值函数构成完整多段折线函数<sup>[6]</sup>。刘永前 等<sup>[7]</sup>利用风轮单元流管的物理模型仿真机舱前的自 由流风速,但风电场运行环境复杂,理论模型结果 与实际情况存在较大偏差。张新房等<sup>[8]</sup>构建了基于 支持向量机的自由流风速计算模型,把机器学习引 入了机舱传递函数的计算。

由于机舱风速计受到叶片扰动的影响,国际电 工委员会(IEC)提出的机舱传递函数(以下简称IEC 机舱传递函数)无法准确描述机舱实测风速与来流

**收稿日期:**2020-08-19;**修回日期:**2021-02-18 **基金项目:**国家自然科学基金项目(U1865101)

风速的复杂关系。本研究提出了基于卷积神经网络的机舱风速修正方法,与IEC机舱传递函数相比, 多层一维卷积神经网络可有效过滤风电机组尾流和叶片扰动对机舱风速的周期性影响,提高拟合精度,建立一种更为准确的机舱风速修正方法。

## 1 分析方法与数据

## 1.1 卷积神经网络

分析采用的一维卷积神经网络<sup>[9-10]</sup>为包含卷积 计算的前馈神经网络,结构分为输入层、卷积层、池 化层、卷积与池化层、全连接层5层,如图1所示。



图1 一维卷积神经网络结构

Fig. 1 One-dimensional convolution neural network structure

假设第
$$l$$
层是卷积层,则一维卷积层的公式为  
 $x_{j}^{l} = f(\sum_{i=1}^{M} x_{i}^{l-1} * k_{ij}^{l} + b_{j}^{l}),$  (1)

式中: $x_i^i$ 为第l层的第j个特征映射;f(x)为激活函数;M为输入特征映射的个数; $x_i^i$ 为第l-1层的第i个特征映射;\*为卷积操作; $k_i^i$ 为可训练的卷积核; $b_i^i$ 为偏置。

采用的激活函数为ReLU激活函数

$$f(\boldsymbol{\chi}) = \max(0, \boldsymbol{\chi})_{\circ} \tag{2}$$

池化(pooling)运算用于捕捉卷积层序列特征的 最有用信息,形成池化层。第*l*+1层是池化层,则第 *l*+1层计算公式为

$$x_{j}^{l+1} = f \left[ down(x_{j}^{l}) + b_{j}^{l+1} \right],$$
(3)

式中:down(x)为下采样函数。

全连接层与传统神经网络结构一致,由多层隐 含层组成。全连接层对全局时序特征进一步抽象 组合,输出如下

$$y^{l+1} = f(u^{l+1}) = f(W^{l+1}x^{l+1} + b_j^{l+1}), \qquad (4)$$
  
$$\vec{x} \oplus : W^{l+1} \mathcal{D} Q \equiv : b_j^{l+1} \mathcal{D} \widehat{\mathbf{M}} \equiv .$$

#### 1.2 监测数据

试验数据来自某风电场25台WTG2000-104机 组2018年11月—2019年10月数据采集与监视控制 (SCADA)系统间隔为10 min 的平均风速、风向、桨 距角、发电机转速和功率,以及2019年4月20日—7 月14日激光雷达在80m高度、间隔10min测得的 平均风速、风向。

#### 2 工程实例

#### 2.1 工程概况

某平原风电场,主要植被为低矮农作物和杂草等,主风向位于45°~180°,测试期间以南风为主。 激光雷达位于测试机位东南侧250m处,相对位置 如图2所示。



根据IEC 61400-12-2《基于机舱风速计的风电 机组功率特性测试》标准对试验机位进行地形评 估,对描述场地地形复杂性的陡峭指数(RIX)和倾 角进行计算。D34测试机组地形参数见表1,为地形 分类中的1类地形,RIX未超过0.04,地形倾角符合 IEC 61400-12-2标准附录B,符合噪声传递函数 (NTF)计算和传统功率曲线测试的地形要求。

表1 D34测试机组地形参数 Tab.1 Terrain parameters of the test unit D34

项目	数据	
叶轮直径/m	104	
轮毂高度/m	80	
RIX	≪0.04	
地形倾角	符合附录B	
最大脊台阶/m	4	

注:附录B指IEC 61400-12-2标准附录B。

根据IEC 61400-12-2标准附录A 对测试机组 障碍物进行评估,该风场内主要障碍物为风电机 组,计算出测试机组D34有效扇区为0°~100°,300°~ 350°,根据筛选出的有效扇区进行数据分析计算。

#### 2.2 数据清洗

对 D34 风电机组 2019年4月 20日—7月 14日 的 10 min 间隔平均风速和功率进行数据筛选。由 图 3 可见,切入风速以上有部分功率为0的停机数 据,还有部分离散点为风机在切入风速以上遇到异 常状况停机过程,以及切入风速以上启动过程中发 电机低于正常运行转速所输出的欠功率点。这部 分数据会影响机舱风速与激光雷达的函数拟合关系,为提高分析结果的可靠性,对上述数据点位进行剔除<sup>[9-10]</sup>,剔除后的功率散点图如图4所示。







#### 2.3 卷积神经网络模型

采用Keras的一维卷积神经网络Conv1D函数搭 建训练模型。考虑到多层卷积池化可提升网络性 能,模型的结构如图5所示,可见模型采用5个一维 卷积和池化层,3个全连接层,激活函数为ReLU。 同时为避免过拟合,使用了2个Dropout(代表神经 网络单元随机丢失)层。模型训练采用的损失函数 为均方误差(MSE),优化算法为Adam,学习率设置 为0.001。模型输入数据为测试机组SCADA系统 10 min间隔的机舱风速、风向、桨距角、发电机转速 和发电机功率,训练集和测试集按8:2的比例随机 划分,训练次数(Epochs)为500。



Fig. 5 Structure of the model based on convolutional neural network

#### 2.4 实例结果分析

利用测试机组SCADA系统10min的机舱风速、 风向、桨距角、发电机转速和发电机功率的训练集 数据进行模型训练,根据训练后得到的权重和偏置 对测试集的机舱修正风速进行计算,计算结果与实 测风速的误差分布以及相关性如图6所示。从图中 可以看出计入误差分布集中,主要分布在0值附近, 并且计算值与实测值相关性较好。



# Fig. 6 Deviation distribution and correlation between corrected wind speed and measured wind speed

利用同一数据集进行IEC机舱传递函数修正风 速的计算,其修正风速和卷积神经网络修正风速与 实测风速的拟合关系如图7及图8所示。

表2为IEC机舱传递函数法与卷积神经网络法 计算结果比较,由表可见,卷积神经网络法拟合优



Fig. 7 Correlation between measured value and the value calculated by IEC nacelle transfer function





度较 IEC 机舱传递函数有较大的提升,同时回归平 方和(ESS)的算术平方根及平均绝对误差(MAE)显 著小于 IEC 机舱传递函数<sup>[11-14]</sup>。

表 2 2种计算方法结果比较 Tab. 2 Comparison of two calculation methods

计算方法	回归平方和 (ESS)	平均绝对误差 (MAE)	拟合优度 R <sup>2</sup>
IEC机舱传递函数法	1 266.54	0.098	0.669 2
卷积神经网络法	757.12	0.071	0.844 7

利用计算所得修正风速和同期功率,采用IEC 的Bin法绘制机组功率曲线对比如图9所示,由图可 见卷积神经网络法计算的功率曲线与实测功率曲 线各风速段的拟合度较好,而IEC机舱传递函数计 算的功率曲线在8~12 m/s风速段与实测功率曲线相 比偏高,高估了风机性能<sup>[15-16]</sup>。根据场区测风塔风 频,对机舱修正风速的功率曲线和测试功率曲线进 行的电量评估,评估电量误差见表3。

由表3可见,在工程实例中,IEC机舱传递函数 法绘制的功率曲线评估电量较测试功率曲线偏高 5.79%,而卷积神经网络的评估电量偏差仅4.07%, 表明在相同的试验条件下,卷积神经网络可以有效 提高机舱修正风速的精度<sup>[17-19]</sup>。



#### 3 结束语

提出了一种全新的基于卷积神经网络的机舱 风速修正方法,可应用于同类型机组的机舱风速功 率曲线计算。该方法的核心创新在于能有效过滤 了风机尾流和叶片扰动对机舱风速的影响,提高修 正风速的计算精度。工程实例表明,卷积神经网络 法计算的修正风速与实测风速的拟合优度 R<sup>2</sup>达到 0.8447,MAE 仅为0.071,各项偏差指标相较于 IEC 机舱传递函数分区分段法均有较大提升。基于卷 积神经网络法计算的功率曲线与实测功率曲线的 评估电量差异仅为4.07%,较 IEC 机舱传递函数分 区分段法提高了1.72 百分点。

值得注意的是,机舱风速与自由流风速的关系 受场地地形、机组叶轮形状等因素影响,不同条件 下测试结果会有所差异。今后将对更多不同类型 的场址和机组进行试验,以检验该方法的普适性。

#### 参考文献:

- [1]王晓宇,丁同光,摆念宗,等.风电机组风向仪测量误差分析与修正方法[J].分布式能源,2019,4(6):57-62.
   WANG Xiaoyu, DING Tongguang, BAI Nianzong, et al.Error analysis and correction method of wind direction meter for wind turbine [J].Distributed Energy, 2019,4(6):57-62.
- [2]姜全越.我国风电后市场运营探究[J].经贸实践,2018 (18):204-205.
- [3]付立,刘晓光.基于激光雷达测风仪的风电场风电机组性

能评估研究[J].华电技术,2017,39(6):14-16,40.

FU Li, LIU Xiaoguang. Wind power plant wind turbine unit performance evaluation research based on laser radar anemoscope [J]. Huadian Technology, 2017, 39 (6) : 14-16,40.

[4]张岩,王冬冬.激光雷达测风系统在风电机组功率曲线测 试中的应用研究[J].太阳能学报,2017,38(6):1489-1494.

ZHANG Yan, WANG Dongdong. Application of lidar wind measurement system for power curve measurement of wind turbine [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2017, 38 (6) : 1489–1494.

- [5]王晓宇.风力机尾流对测风仪数据精度的影响研究[D]. 西安:西安理工大学,2018.
- [6]风力发电机组基于机舱风速计法的功率特性测试:GB/T 33225—2016[S].北京:中国机械工业联合会,2016.

[7]刘永前,高小力,韩爽,等.基于修正风速的风电场等效功 率特性模型研究[J].华北电力大学学报,2014,41(3): 49-54.

LIU Yongqian, GAO Xiaoli, HAN Shuang, et al. Study on equivalent power characteristic model of a wind farm based on corrected wind speed [J].Journal of North China Electric Power University, 2014, 41(3):49–54.

- [8]张新房,徐大平,柳亦兵,等.大型变速风力发电机组的风速软测量[J].太阳能学报,2006(4):321-325.
  ZHANG Xinfang, XU Daping, LIU Yibing, et al. Wind speed soft sensor for large-scale variable speed wind turbine [J].
  Acta Energiae Solaris Sinica, 2006(4):321-325.
- [9]高昆仑,杨帅,刘思言,等.基于一维卷积神经网络的电力 系统暂态稳定评估[J].电力系统自动化,2019,43(12): 18-26.

GAO Kunlun, YANG Shuai, LIU Siyan, et al. Transient stability assessment for power system based on one-dimensional convolutional neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43 (12) : 18-26.

[10]李东东,王浩,杨帆,等.基于一维卷积神经网络和Soft-Max分类器的风电机组行星齿轮箱故障检测[J].电机与控制应用,2018,45(6):80-87,108.
 LI Dongdong, WANG Hao, YANG Fan, et al. Fault

detection of wind turbine planetary gear box using 1D convolution neural networks and Soft-Max classifier [J]. Electric Machines & Control Application, 2018, 45 (6) : 80-87, 108.

[11]沈小军,付雪姣,周冲成,等.风电机组风速-功率异常运 行数据特征及清洗方法[J].电工技术学报,2018,33 (14):3353-3361.

SHEN Xiaojun, FU Xuejiao, ZHOU Chongcheng, et al. Characteristics of outliers in wind speed-power operation data of wind turbines and its cleaning method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33 (14):3353-3361.

[12]KHOURY E, CAZACLIU B, REMOND S. Control of effective water in recycled aggregate concrete using power curves of the mixer [J].Materials Today Communications, 2019,21.

[13]袁红亮,胡义.基于运行数据的风电机组功率曲线可靠 性评估[J].西北水电,2018(5):80-83.
YUAN Hongliang, HU Yi. Operation-data-based assessment of reliability of WTG power curve [J]. Northwest Hydropower,2018(5):80-83.

[14]贾锋,李征,蔡旭.提高大型风电机组恒转速段发电量的 变浆策略[J].电工技术学报,2017,32(1):58-68.
JIA Feng, LI Zheng, CAI Xu. Advanced pitch control for improving power production for large scale wind energy conversion system under constant speed region [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32 (1):58-68.

[15]周志超,王成山,郭力,等.变速变桨距风电机组的全风 速限功率优化控制[J].中国电机工程学报,2015,35 (8):1837-1844.

ZHOU Zhichao, WANG Chengshan, GUO Li, et al. Output power curtailment control of variable-speed variable-pitch wind turbine generator at all wind speed regions [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(8):1837–1844.

- [16]张树鑫.双馈风力发电机变桨与变速协调控制[D].兰州:兰州理工大学,2011.
- [17]姜寅,任荭葳,陈凯,等.基于 BP 神经网络的风电系统控制器 I/O 硬件故障自诊断方法[J].华电技术,2020,42 (5):55-60.

JIANG Yin, REN Hongwei, CHEN Kai, et al.Self-detecting method for faults in wind turbine controller I/O hardware based on BP neural network algorithm [J]. Huadian Technology, 2020, 42(5):55-60.

[18]解加盈,郭鹏.基于多变量选择的深度神经网络功率曲 线建模[J].华电技术,2019,41(8):27-31,52.
XIE Jiaying, GUO Peng. Deep neural network modeling on power curve based on multi-variable selection [J].Huadian Technology,2019,41(8):27-31,52.
[19]杨明明.基于机舱传递函数的风机功率曲线研究[J].华

19]杨朔朔.基于机胞传递函数的风机功举曲线研究[J].毕 电技术,2020,42(5):50-54. YANG Mingming. Research on wind turbine power curve

based on nacelle transfer function [J]. Huadian Technology, 2020, 42(5):50–54.

(本文责编:惠忻)

#### 作者简介:

杨明明(1986—),男,湖南娄底人,工程师,从事新能源 发电技术研究工作(E-mail: yangmingming26@crpower.com. cn)。