Climate Change Research Letters 气候变化研究快报, 2026, 15(6), 1121-1133
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ccrl
https://doi.org/10.12677/ccrl.2026.156119

Hans汉斯

基于传统幂律与机器学习模型的风速垂直外推性能对比

刘金玲[1,2]，熊梓立[3*]，王玉玮[1*]，李庆雷[2]，黄　菲[1]

[1]中国海洋大学海洋与大气学院，山东 青岛
[2]中国气象局国家气象信息中心，北京
[3]广州市气象局广州市气象综合保障中心，广东 广州

收稿日期：2026年9月30日；录用日期：2026年10月25日；发布日期：2026年11月2日

摘　要

准确获取风机轮毂高度风速对风功率预测具有重要意义。针对直接观测成本高的问题，本文系统评估了多种风速垂直外推方法的性能差异。基于天津02001测风塔风速资料，利用幂律、机器学习和深度学习模型，将10 m高度的不同分辨率风速序列外推至70 m和100 m。同时引入去趋势波动分析(Detrended Fluctuation Analysis, DFA)标度指数作为附加特征，探究其对机器学习外推效果的影响。结果表明：① 相比幂律模型，机器学习可大幅度降低外推误差，其中RMSE降低了12.0%~27.5%；② 不同模型对数据分辨率的适应性存在差异，对6 h低频数据，K近邻 + DFA外推精度高且训练时间短。对于10 min高频数据，深度学习表现最佳但对计算资源要求高；③ DFA标度指数对模型外推能力的提升取决于数据特性与外推高度，高频数据外推至更高高度时提升效果好，而在低频数据下对深度学习模型无效。本研究揭示了不同风速外推方法的适用性与局限性，为不同场景下的轮毂高度风速估算提供了参考依据。

关键词

风速，垂直外推，去趋势波动分析，机器学习，幂律

Comparison of Vertical Wind Speed Extrapolation Performance Based on Power-Law and Machine Learning Models

Jinling Liu[1,2], Zili Xiong[3*], Yuwei Wang[1*], Qinglei Li[2], Fei Huang[1]

[1]College of Oceanic and Atmospheric Sciences, Ocean University of China, Qingdao Shandong

[*]共同通讯作者。

文章引用: 刘金玲, 熊梓立, 王玉玮, 李庆雷, 黄菲. 基于传统幂律与机器学习模型的风速垂直外推性能对比[J]. 气候变化研究快报, 2026, 15(6): 1121-1133. DOI: 10.12677/ccrl.2026.156119

[2]China Meteorological Administration, National Meteorological Information Centre, Beijing
[3]Guangzhou Meteorological Bureau, Guangzhou Meteorological Comprehensive Support Center, Guangzhou Guangdong

Received: September 30, 2026; accepted: October 25, 2026; published: November 2, 2026

Abstract

Accurate estimation of wind speed at hub height plays a critical role in power forecasting. Due to the high cost of direct measurements, this study evaluated the performance of several vertical wind speed extrapolation methods. Observations from the Tianjin 02001 wind measurement tower were used to extrapolate wind speed time series at 10 m to 70 m and 100 m using power-law, machine learning, and deep learning models applied to data with different temporal resolutions. The detrended fluctuation analysis (DFA) scaling exponent was introduced as an additional feature to assess its influence on machine learning extrapolation. The results show that: (1) compared with the power-law model, machine learning methods significantly reduce extrapolation errors, with the root mean square error (RMSE) reduced by 12.0%~27.5%; (2) model performance depends on data resolution. For low-resolution data, the k-nearest neighbors (KNN) model with DFA achieves high accuracy and low computational cost. For high-resolution data, deep learning provides the best performance but requires more computational resources; (3) the effect of the DFA scaling exponent depends on both data resolution and extrapolation height. It improves model performance for high-frequency data, especially at higher extrapolation heights, but shows limited benefit for deep learning under low-frequency conditions. These results reveal the applicability and limitations of different extrapolation methods and provide guidance for hub-height wind speed estimation under various scenarios.

Keywords

Wind Speed, Vertical Extrapolation, Detrended Fluctuation Analysis, Machine Learning, Power Law

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

随着全球能源体系向低碳化转型，风力发电因其清洁性、广泛性、可再生性等特点而成为新能源产业不可或缺的组成部分[1]。在风能领域，准确评估风机轮毂高度风速对区域范围内的风资源评估和风电场运营所必需的风功率预报至关重要[2]-[4]。然而，风机轮毂高度通常距地面 70 至 100 m，而气象站测风高度只有 10 m [5] [6]。为满足全国大规模风能资源前期开发的需求，中国气象局早于 2008 年就启动建立由 400 座 70~120 m 测风塔组成的陆上风能资源专业观测网[7]。但传统测风塔和新兴测风激光雷达的维护成本较高，难以实现常年连续观测[8]。在后续风电场运营中，获得轮毂高度风速更常用的方法是垂直外推，即利用较低高度观测风速估算较高高度处风速[9]。

其中，传统外推方法采用 1/7 幂律模型[10]，该模型可在一定程度上描述更高海拔处的风速特征。然而，已有研究指出，该方法仅适用于中性大气层结、平坦光滑地形且气压梯度较小的理想条件，若直接使用固定的 1/7 风切变指数进行外推可能产生较大误差[11]。为解决这一问题，国内外不同领域的学者强

调，幂律模型中的风切变指数应依据不同区域、不同地形的实测风速数据进行确定。Gualtieri 基于荷兰卡鲍 80 m 气象塔 3 年的完整测风资料，研究了风切变指数与大气稳定性的关系，结果表明基于大气稳定度分级的年平均风切变指数能降低风速外推的误差[12]。Werapun 等利用泰国南部的帕岸岛测风塔观测数据，对当地风切变的日变化、月变化特征进行了分析[13]。Pearre 等利用 150 m 以上的实测风速数据和 10 m 历史再分析数据，研究了西北太平洋近海地区的风切变指数，结果表明该区域夏季的风切变强于冬季[14]。崔杨等利用湖北省 27 座测风塔研究了湖北平原地区和山地地区的风切变特征差异，结果表明山区的风切变指数明显低于平原湖区[15]。梅亮利用重庆市 7 座测风塔的实测数据分析了重庆山地的风切变特征，指出不同山地地区的风切变指数变化范围较大[16]。许杨等利用湖北省 11 座测风塔的观测资料，分析了不同地形下的风切变差异[17]。

近年，随着机器学习技术的快速发展，相关方法被逐步应用于外推风速的研究中。例如，Türkan 等评估了 7 种不同机器学习方法的风速外推性能，结果表明支持向量机(Support Vector Machines, SVM)的表现优于其他算法[18]。Mohandes 和 Rehman 采用深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)外推风速，结果表明其外推效果优于幂律模型[19]。Shaikhi 等结合粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)与长短期记忆网络模型(Long Short-Term Memory, LSTM)的优点，提出了 PSO-LSTM 混合模型，并将其风速外推性能与 LSTM、前馈神经网络(Feedforward Neural Network, FNN)、对数律模型进行对比，结果表明 PSO-LSTM 模型的性能最佳[20]。目前，基于人工智能的风速外推研究主要集中于采用或改进各类机器学习模型的算法以提升外推精度，而通过如何融合更多风速动态变化物理规律的研究相对不足。此外，关于不同分辨率风速数据对机器学习外推性能影响的研究也较少。

大气边界层风速由于受地表和时空多尺度物理过程等因素的综合作用，表现出明显的间歇性、非平稳性与长程持续性等特征[21]-[24]。研究上述特性能够深入理解风速序列的演变规律，对于构建风速模型、提升预测精度具有重要意义。风速的长程持续性(长程正相关)，在气象学上可以解释为，大风速之后倾向于出现大值，而小风速之后倾向于出现小值的特征。该物理特性可以采用 Peng 等提出的去趋势波动分析法(Detrended Fluctuation Analysis, DFA)计算标度指数进行量化[25]。从数理统计角度，长程持续性可以理解为时间序列的自相关函数以 $C(s)=s^{-\gamma}$ (s 为时间尺度，γ 为衰减指数)形式缓慢衰减，或功率谱函数以 $S(f)=f^{-\beta}$ (f 为频率，β 为衰减指数)的幂律标度率形式缓慢衰减。在 DFA 方法中，标度指数 h 与自相关衰减指数 γ、功率谱标度指数 β 之间存在如下定量关系：$h=1-\gamma/2$，$\beta=2h-1$。DFA 方法能有效克服序列非线性和非平稳性的影响，已被广泛用于量化风速长程持续性的标度特征[22] [26] [27]。本研究利用 DFA 技术，将风速序列计算得到的滑动标度指数作为机器学习模型的输入特征，以引入更多的风速动态变化物理规律信息，增强模型在风速外推中的泛化能力。

本文以天津 02001 测风塔的历史观测资料为案例，系统评估了传统幂律模型、多种机器学习模型及引入 DFA 标度指数的机器学习模型在风速垂直外推中的性能。通过对比不同模型在不同外推场景下的表现，旨在为准确估算风电机组轮毂高度处的风速提供参考依据。

2. 数据和方法

2.1. 数据来源

采用的风速数据集是由国家信息中心提供的 02001 测风塔数据，该测风塔位于天津市沿海区域，117.315˚E 和 39.120˚N。02001 测风塔分别在 10 m、30 m、50 m、70 m 及 100 m 高度层装有测风仪器，采样频率 1Hz。所用资料为逐 10 min 平均风速(给定 10 min 时间段内测风塔记录的瞬时风速的平均值)和 6 h 平均风速资料(02:00，08:00，14:00，20:00 4 个整点时次的前 10 min 平均风速)。为排除长时间数据缺测对研究结果的影响，10 min 分辨率数据选取的时间段为 2017 年 1 月 1 日-2017 年 12 月 31 日，6 h 分

辨率数据选取的时间段为 2010 年 1 月 1 日~2011 年 12 月 31 日。

2.2. 数据处理

考虑到仪器故障、检修及天气等因素导致的数据缺测与异常，需对测风塔记录的风速数据进行系统质量控制，包括界限值、极值、内部一致性、时空一致性检查及人工干预检查等步骤[7]。质控后的数据采用线性插值进行插补，完整风速序列如图 1 所示。本文将数据集划分为两部分：前 80%作为训练集，用于模型学习不同高度层风速之间的映射关系；后 20%的数据作为测试集，用于评估各模型的风速外推性能，本研究未设置独立验证集。

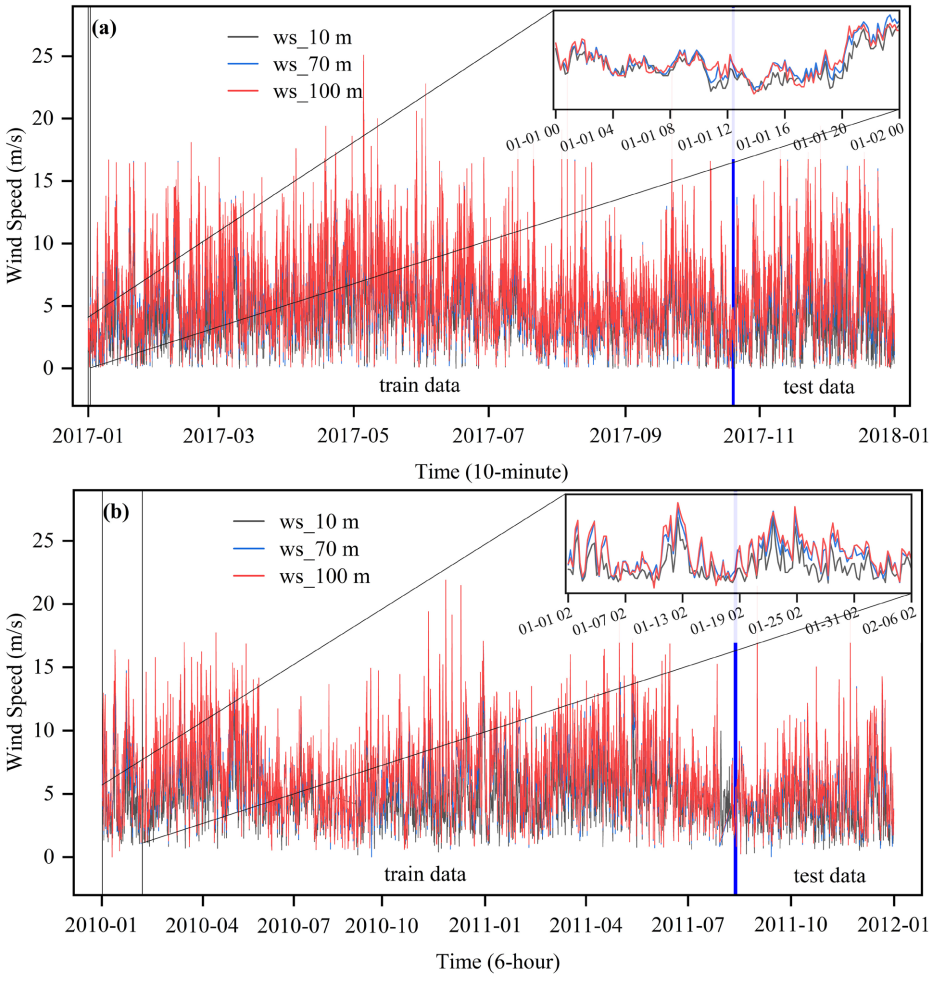


Figure 1. The full wind speed time series: (a) 10 min; (b) 6 h
图 1. 数据处理后的完整风速序列：(a) 10 min；(b) 6 h

2.3. 研究方法

2.3.1. 幂律模型

风切变指数(α)，本质上是垂直方向速度梯度的定量指示，可通过幂律模型得到[10]：

$$v_2 = v_1\left(\frac{z_2}{z_1}\right)^{\alpha} \tag{1}$$

式中 v_1 和 v_2 分别是在高度 h_1 和 h_2 处的风速，幂律模型使得风切变指数的计算如下[28]：

$$\alpha = \frac{\ln(v_2) - \ln(v_1)}{\ln(z_2) - \ln(z_1)} \tag{2}$$

当有多个高度的长期风速数据，则可采用最小二乘法拟合公式(1)来确定风切变指数[29]，也被称为风廓线拟合法。

2.3.2. 机器学习模型

本研究中，采用 2 类机器学习模型对风速进行外推，一类是传统机器学习，包括随机森林(Random Forest, RF)和 K-近邻(K-Nearest Neighbors, KNN)；另一类是深度学习，包括卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、长短期记忆网络(Long Short-Term Memory networks LSTM)，以及 CNN-LSTM 耦合模型。各机器模型具体参数设置可见表 1。

Table 1. Parameter settings of different machine learning models
表 1. 不同机器学习模型的参数设置

模型	网络结构/主要参数设置	优化器	学习率	批量大小	训练轮数
RF	200 棵树，最大深度 10	—	—	—	—
KNN	K = 40，距离加权	—	—	—	—
CNN	Conv1D × 2 (64/128)，Pool = 2，Dropout = 0.3	Adam	1×10^{-3}	32	80
LSTM	1 层，hidden = 128	Adam	1×10^{-3}	32	100
CNN-LSTM	Conv1D × 2 (64/128)，Pool = 2，Dropout = 0.2；LSTM = 128	Adam	1×10^{-3}	32	70

2.3.3. 去趋势波动分析方法

DFA 方法是一种研究时间序列长程持续性的非线性分析方法[25]，能够给出物理变量时间序列中的真实标度律。具体步骤如下：

1. 对原始序列 $\{x_i\}$；$i = 1, 2, \cdots, N$ 进行距平处理，得到 $x_i' = x_i - \bar{x}$；其中 $\bar{x} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i$。随后对距平序列 x_i' 进行累加，得到廓线序列：

$$Y(j) = \sum_{i=1}^{j} x_i', j = 1, 2, \cdots, N \tag{3}$$

2. 将廓线序列 $\{Y(j)\}$ 划分为长度均为 s 且互相不重叠的 $N_S = N/s$ 个窗口中。为避免序列尾部剩余部分信息丢失，需要从序列尾部反向再进行一次窗口划分，供获得 $2N_s$ 个窗口，并对窗口编号为 v。

3. 在每个窗口 v 内，利用 k 阶多项式对廓线序列进行拟合得到 P_v^k（本文 k 取值为 2，即 2 阶 DFA)。在所有窗口中，用廓线序列 $\{Y(j)\}$ 减去拟合的趋势序列 $\{P_v^k\}$，得到去趋势序列 $\{Y_S(j)\}$：

$$Y_s(j) = Y(j) - P_v^k, v = 1, 2, \cdots, 2N_s \tag{4}$$

4. 计算每个窗口中去趋势序列的方差函数 $F_s^2(v)$：

$$F_s^2(v) = Y_s^2(j) = \frac{1}{s}\sum_{j=1}^{s} Y_s^2\left[(v-1)s + j\right] \tag{5}$$

5. 将 2 N_s 个窗口计算得到的方差函数累加后开平方，得到波动函数 $F(s)$：

$$F(s)=\left[\frac{1}{2N_s}\sum_{v=1}^{2N_s}F_s^2(v)\right]^{\frac{1}{2}} \tag{6}$$

在 DFA 方法中，波动函数 $F(s)$ 随窗口大小 s 的增大而增大。若原始序列 $\{x_i\}$ 具有长程相关性，则函数 $F(s)$ 和窗口 s 之间满足幂律标度关系：

$$F(s)=s^h \tag{7}$$

其中 h 为标度指数，用于量化风速时间序列的长程持续性特征。若 $h<0.5$，表示序列是长程反相关的；若 $h=0.5$，表示无相关性，对应白噪声；若 $h>0.5$，表示序列是长程正相关的。若 $h=1$，对应 $1/f$ 噪声，若 $h=1.5$，对应布朗噪声。

2.3.4. 模型评价指标

为客观评估各类模型外推的性能，本文采用相关系数(r)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和计算耗时(Time-Consuming, TC)三种不同的评价方法。

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{8}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\mathrm{MSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2} \tag{9}$$

其中，x_i 和 y_i 分别为真实风速时间序列和外推得到的风速时间序列，$\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别为真实值和外推值的均值。此外，r 越接近 1，$RMSE$ 越接近 0，表示该方法的外推性能更好。

3. 研究结果

3.1. 风切变指数

表 2 给出了幂律模型计算的风切变指数。对于 10 min 平均风速时间序列，10 m 与 70 m 高度层间的平均风切变指数 α_1 为 0.128，10 m 和 100 m 高度层间的 α_2 是 0.142。对于逐 6 h 数据集，对应值分别为 0.130 (α_3)和 0.136 (α_4)。可以看出，采样频率高的风速序列在不同高度层间计算得到的风切变指数差异更大，且标准差较小。计算结果表明风切变指数具有较大变异性，会导致基于幂律模型的风速外推结果与真实风速序列之间存在较大误差。

Table 2. Wind shear exponents calculated using the power law
表 2. 使用幂律模型计算的风切变指数

	符号	高度范围	平均值	标准差
10 min	α_1	10 m and 70 m	0.128	0.175
10 min	α_2	10 m and 100 m	0.142	0.170
6 h	α_3	10 m and 70 m	0.130	0.199
6 h	α_4	10 m and 100 m	0.136	0.176

图 2 给出了利用幂律模型对多个高度层平均风速进行曲线拟合所得的总风切变指数。其中，图 2(a)为 10 min 分辨率数据拟合得到的风廓线，总风切变指数 α_5 是 0.139；图 2(b)为 6 h 分辨率数据拟合得到的风廓线，总风切变指数 α_6 是 0.143。两者的决定系数 R^2 分别为 0.97 和 0.98，表明拟合关系具有较高的

准确性。由于采用多个高度长期平均风速值，所得指数能够较好地代表 02001 测风塔处近地层的总体风切变特性。

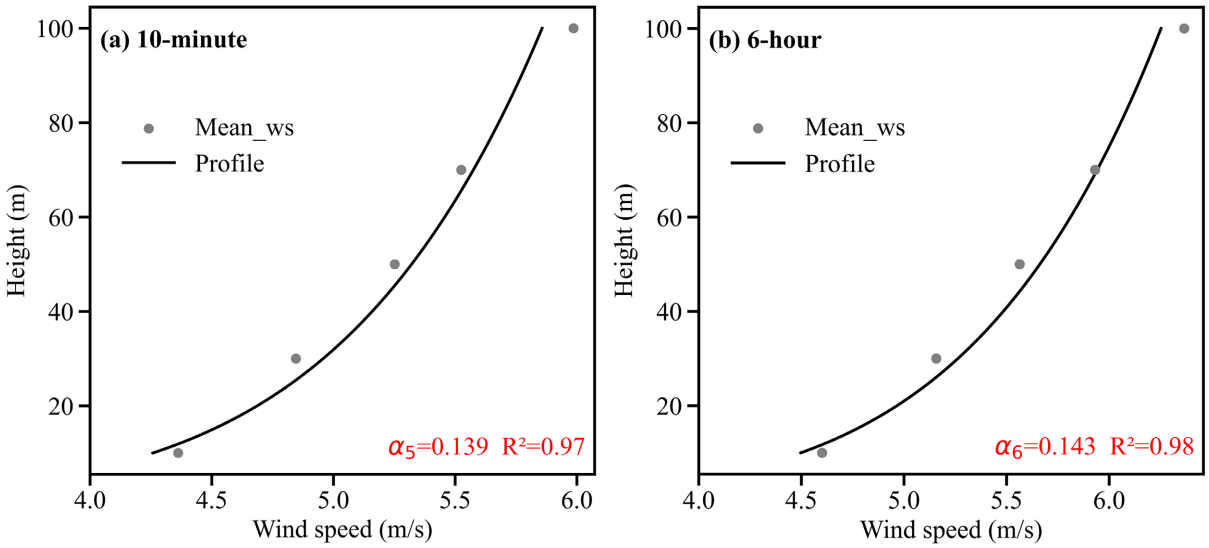


Figure 2. Measured values and fitted curves of the vertical wind speed profile: (a) 10 min; (b) 6 h
图 2. 风速垂直廓线的实测值和拟合线：(a) 10 min；(b) 6 h

3.2. 风速的长程持续性

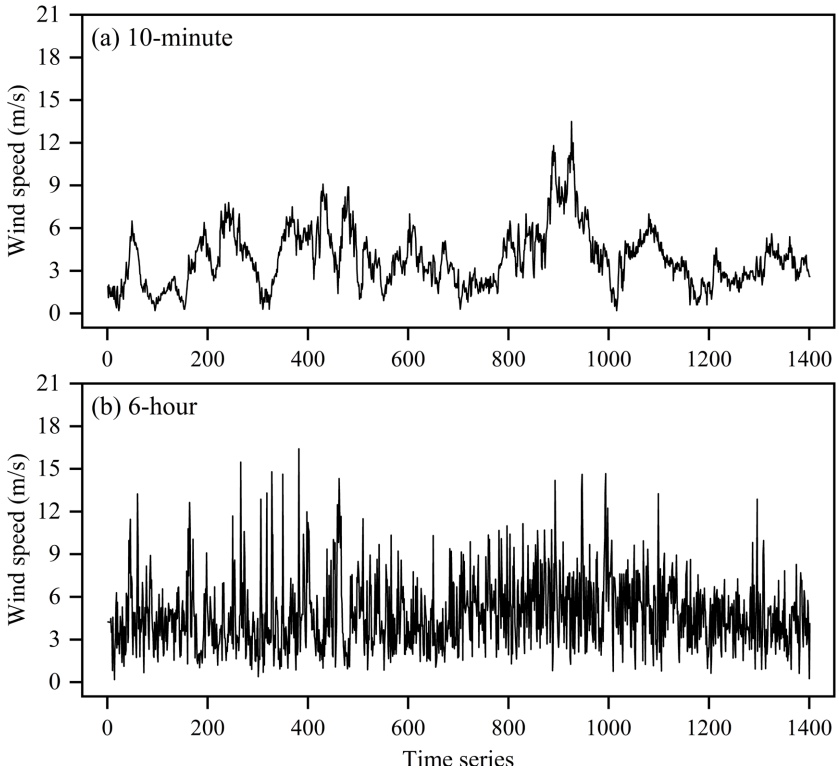


Figure 3. Time series of wind speed at 10 m: (a) 10 min; (b) 6 h
图 3. 10 m 高度层风速的时间序列：(a) 10 min；(b) 6 h

图 3 展示了测风塔 10 m 高度层逐 6 h 与 10 min 平均风速时间序列。可以看出，两种采样频率的风速序列呈现较强的团簇特征，即风速大值和小值倾向于集中出现。此外，两种序列中均表现出一定的周期性变化。对比图 3(a)和图 3(b)可以发现，10 min 高分辨率风速序列呈现出较大时间尺度特征：在小尺度时间上，风速的持续性更为明显，较大风速之后更可能出现较大风速，较小风速后面则更倾向于出现较小风速。

图 3 定性对比了不同分辨率风速序列的差异，而 DFA 方法可以量化上述序列的内部结构差异特征。图 4 基于 02001 塔整一年的观测数据，定量给出了不同分辨率风速序列在不同时间尺度上的结构差异，并对比了不同高度层风速的长程持续性特征。结果表明，逐 6 h 平均风速时间序列在整个标度区间内的标度指数为 0.87，表现出较好的长程持续性。对于 10 min 分辨率序列，以 $s \approx 24$ h 为界，可以识别出两段明显的标度区间，即标度指数存在拐点现象，反映风速变化在不同时间尺度上受到不同主导因素控制，该分段行为与已有研究结果吻合[22] [27]。在小尺度区间，标度指数为 1.34，序列受小尺度波动影响，近似布朗噪声；在大尺度区间，标度指数与 6 h 分辨率序列相同($h = 0.87$)，表现出较强的长程正相关。对比不同高度处观测风速序列的长程持续性特征可知，风速的长程持续性在近地层垂直空间上具有良好的一致性，且与数据时间分辨率无关。

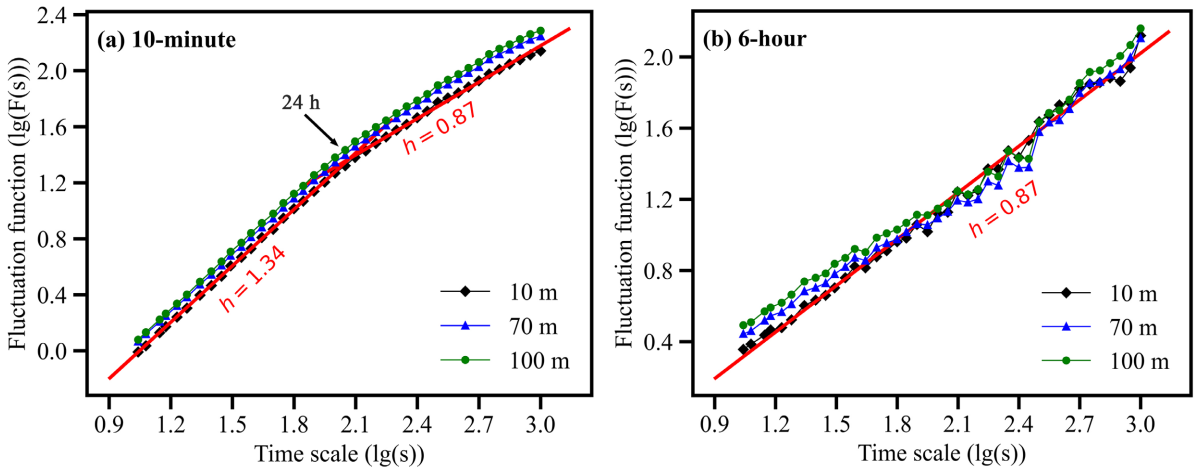


Figure 4. DFA of the wind speed time series at different heights: (a) 10 min; (b) 6 h
图 4. 整一年风速时间序列的 DFA 结果：(a) 10 min；(b) 6 h

3.3. 风速外推结果

3.2 节的研究发现表明，近地层不同高度的风速序列具有较为一致的长程持续性特征。基于这一特性，本研究将 10 m 高度风速序列计算得到的滑动标度指数作为附加输入特征。根据图 4 的 DFA 结果，10 min 平均风速序列在约 24 h 处出现明显的标度特征转折，表明风速序列的时间相关性在日变化尺度附近发生明显变化。因此，将 24 h 确定为滑动标度指数的窗口长度，对应 144 个数据点。对于 6 h 风速序列，其 DFA 结果未表现出明显的特征转折，难以依据特征尺度确定滑动窗口。针对该序列，本文进一步比较了不同窗口长度下高、低层风速标度指数的稳定性及一致性，最终选取 10 d 作为滑动窗口长度，即 40 个数据点。所采用的外推方法包括：幂律模型(WSE I 为采用公式 2 计算的风切变指数，WSE II 为采用拟合风廓线所得的风切变指数)、机器学习模型，以及引入标度指数后的机器学习模型。为分析不同方法的外推效果，本研究利用 10 min 和 6 h 分辨率数据，将 10 m 高度风速外推至风机常见 70 m 和 100 m 轮毂高度。

图 5 和图 6 对比了各方法绝对误差相对频率分布。结果表明，与幂律模型相比，机器学习的相对频率分布更为收敛，且更趋近于 0。同时，深度学习方法具有更高的外推精度，高误差区间的频率显著降低，CNN-LSTM 耦合模型的外推效果最佳。进一步对比引入标度指数前后的模型表现可知，加入该指数能提升模型的外推精确性。尽管少数情况下未达到预期优化效果，但性能并未出现明显恶化，说明在风速外推中考虑长程持续性是可行的。

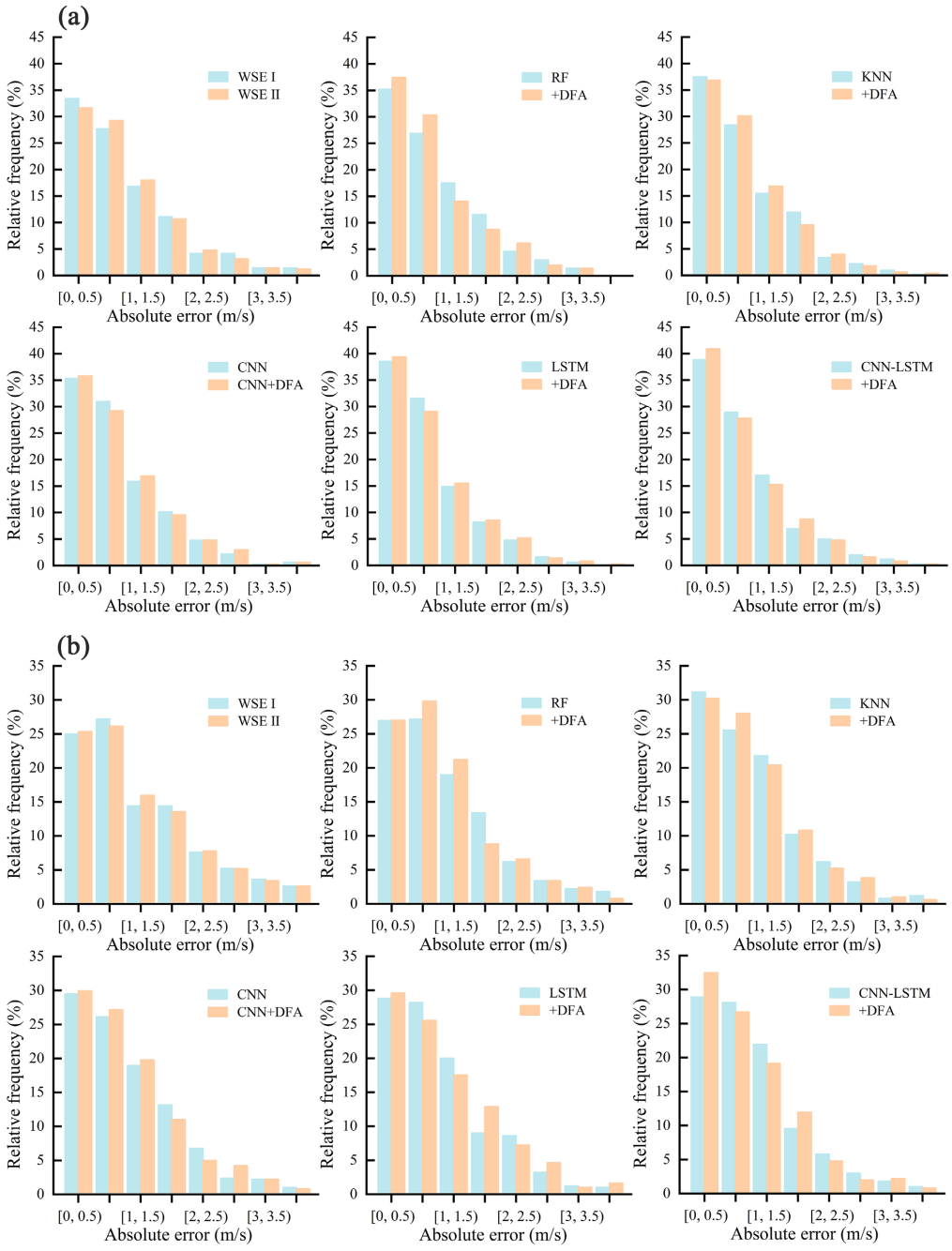


Figure 5. Relative frequency distribution of absolute errors in wind speed extrapolation using 6-hour mean time series: (a) to 70 m; (b) to 100 m

图 5. 6 h 平均风速序列外推的绝对误差相对频率分布：(a) 外推至 70 m；(b) 外推至 100 m

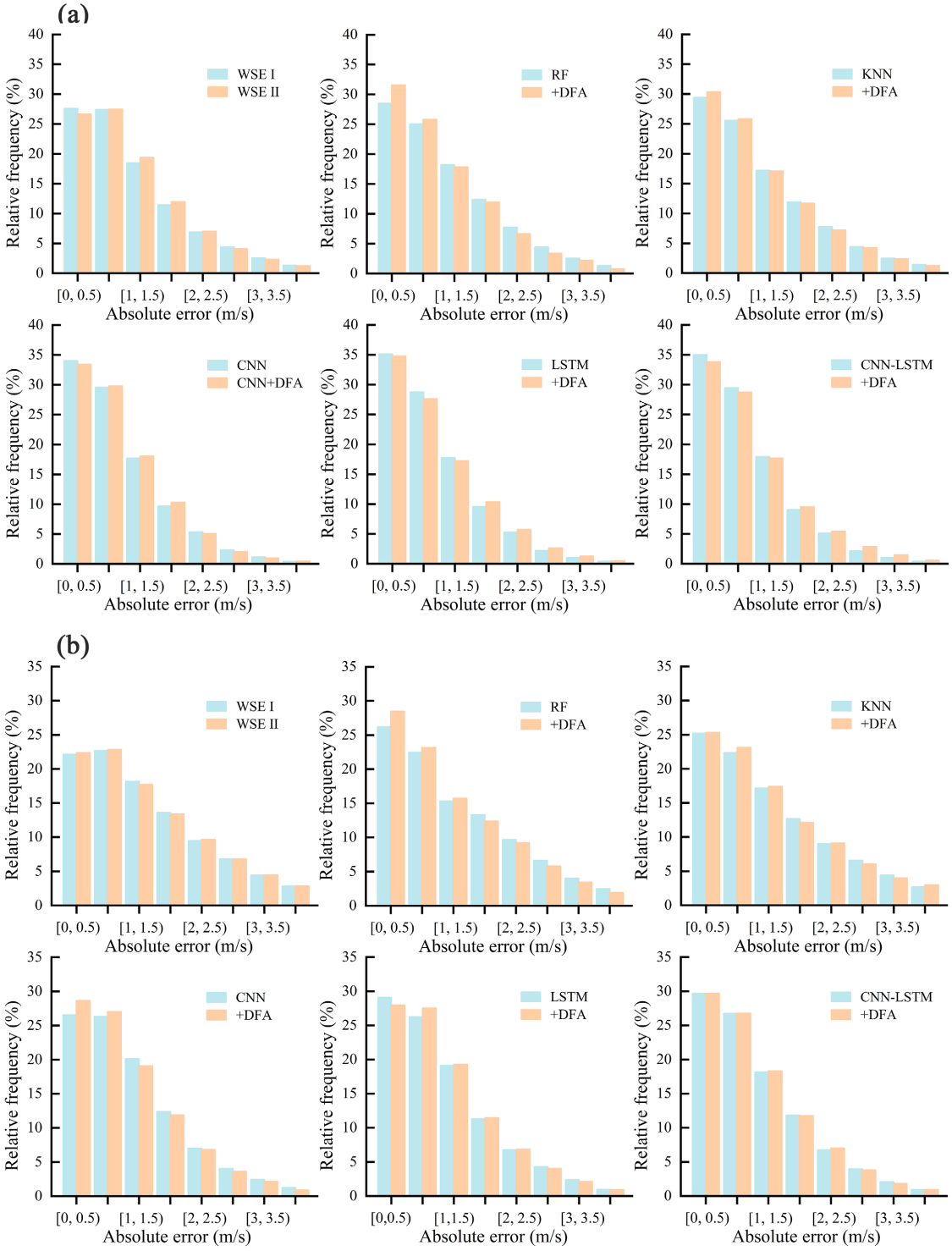


Figure 6. Relative frequency distribution of absolute errors in wind speed extrapolation using 10-minute mean time series: (a) to 70 m; (b) to 100 m

图 6. 10 min 平均风速序列外推的绝对误差相对频率分布：(a) 外推至 70 m；(b) 外推至 100 m

为进一步探究各模型风速外推性能，定量评估了在不同测试场景下的外推效果，所有评估指标均在测试集中计算。由表 3 可知，两种方式计算所得的风切变指数在幂律模型外推风速时的效果几乎无差异，

简单的参数调整(如改变风切变指数的计算方式)无法解决幂律模型的局限。在所有测试场景下，机器学习模型均优于幂律模型，RMSE 降低 12.0%~27.5%，相关系数 r 提升 0.3%~4.2%，其中在 10 min 高频数据外推至 100 m 时最为显著。

不同分辨率的风速时间序列会影响机器学习模型的最优选择，对于 6 h 低频数据，KNN + DFA 标度指数模型表现最优，外推至 70 m 和 100 m 高度时的 RMSE 分别为 1.124 m/s 和 1.355 m/s，训练时间仅需 13 s；对于 10 min 高频数据，CNN-LSTM 模型更优，但所需训练时间较长。进一步分析表明，DFA 标度指数作为附加特征对提升模型外推性能的有效性取决于数据特性与外推高度。引入标度指数在 10 min 分辨率数据外推至 100 m 时，所有机器学习模型的性能均有提升；在 6 h 分辨率下，标度指数仅对 RF 和 KNN 有效，其中 RF 的 RMSE 降低 5.34%~7.79%，KNN 降低 1.17%~2.68%。对深度学习模型无效。上述结果表明，高频数据更可能通过标度指数捕捉风速序列的动态变化特征。

标度指数在外推至 70 m 高度的测试场景中增益有限，这可能是由于较低轮毂高度与已知高度层之间的风速变化相对较小，机器学习模型能够较好地学习不同高度风速之间的关系，这与 Quicke 等的研究结果一致[30]。相比之下，在外推至 100 m 高度的场景中，引入标度指数后模型的预测性能得到较为明显的改善。随着外推高度增加，不同高度层风速变化差异增大，仅依靠序列本身的信息可能难以充分表征其垂直变化特征。同时，近地层不同高度的风速序列表现出较为一致的标度行为。将 10 m 高度的滑动标度指数作为附加特征，可以为模型提供风速序列的补充信息，有助于提高外推准确性。

Table 3. Performance metrics statistics for wind speed extrapolation
表 3. 各模型风速外推的性能评价指标统计

Models	6 h						10 min					
	to 70 m			to 100 m			to 70 m			to 100 m		
	r	RMSE	TC (s)	r	RMSE	TC (s)	r	RMSE	TC (s)	r	RMSE	TC (s)
WSE I	0.886	1.286	0.05	0.847	1.615	0.04	0.912	1.448	0.24	0.869	1.856	0.23
WSE II	0.886	1.277	0.06	0.847	1.606	0.06	0.912	1.43	0.36	0.869	1.866	0.24
RF	0.873	1.297	0.43	0.856	1.518	0.42	0.92	1.46	7.15	0.884	1.733	7.29
RF (+DFA)	0.892	1.196	13.19	0.870	1.437	13.06	0.927	1.329	190.17	0.892	1.627	210.88
KNN	0.905	1.155	0.14	0.886	1.371	0.13	0.9	1.424	0.96	0.857	1.782	1.05
KNN (+DFA)	0.909	1.124	12.82	0.888	1.355	13.79	0.904	1.397	175.07	0.859	1.756	236.57
CNN	0.893	1.172	45.52	0.873	1.414	80.62	0.932	1.145	67.74	0.897	1.445	118.89
CNN (+DFA)	0.883	1.216	92.16	0.868	1.419	143.12	0.93	1.142	237.01	0.909	1.362	259.24
LSTM	0.887	1.194	474.29	0.847	1.529	588.65	0.931	1.143	1008.14	0.909	1.412	1005.44
LSTM (+DFA)	0.881	1.235	541.43	0.835	1.598	614.98	0.925	1.192	1159.53	0.909	1.373	1152.11
CNN-LSTM	0.891	1.173	407.89	0.880	1.373	435.31	0.931	1.133	369.19	0.907	1.378	354.90
CNN-LSTM (+DFA)	0.903	1.123	469.91	0.878	1.364	476.61	0.925	1.197	638.27	0.911	1.346	558.21

4. 结论与讨论

本文基于天津 02001 测风塔不同分辨率的历史观测资料，以 10 m 风速外推至 70 m、100 m 轮毂高度为研究目标，系统评估了幂律模型及引入 DFA 标度指数前后机器学习模型在不同场景下的外推性能。主要结论如下：(1) 幂律模型能较好再现高层风速的整体波动幅度，但在刻画风速的瞬时变化及动态特征方面存在不足，简单调整参数无法克服其固有局限。(2) 机器学习的外推效果优于幂律模型，RMSE 降低 12.0%~27.5%，相关系数提升 0.3%~4.2%。但对于风速波动幅度的预测存在一定偏差。其中，深度学习模型在捕捉风速时序变化及非线性关系时更有优势，高误差区间显著降低。(3) 数据分辨率会影响模型的最佳选择。对于 6 h 低频数据，KNN + DFA 模型表现优且训练时间短；对于 10 min 高频数据，深度学习模型具有优势但计算成本高。(4) 同一测风塔观测的不同高度处的风速时间序列，存在较为一致的标度行为，与数据时间分辨率无关。基于这一特性，在机器学习中加入 DFA 滑动标度指数作为特征，其有效性取决于数据分辨率与外推高度：高频数据外推至更高高度时效果显著，而外推至较低高度时增益可能有限；低频数据下，仅可能对传统机器学习有效，对深度学习无效。

综上所述，幂律模型反映近地层风场的平均风廓线特征，适用于较低精度要求的风速外推；机器学习模型可捕捉高低层风速序列间的非线性关系，但易低估外推风速；深度学习模型在刻画复杂时变过程方面具有优势，适合高精度外推任务。引入 DFA 标度指数，能够提升模型的外推性能，尤其适用于高频数据外推至较高轮毂高度。随着风电技术的发展，风机高度不断提升，引入 DFA 标度指数的传统机器学习模型外推结果较为理想，且该方法对计算资源要求不高，经济实用性强，在业务中具有较高的应用潜力。

需要指出的是，本文的模型输入主要包括低高度风速及其时间特征，尚未考虑温度、风向、气压、大气稳定度、以及地表粗糙度等可能影响风速垂直变化的气象和下垫面因素。因此，本文模型主要反映不同高度风速之间的统计关系，对于复杂天气过程和不同下垫面条件下风速垂直结构的适用性仍有待进一步验证。此外，本文基于单一测风塔数据开展风速外推，不同区域、不同气候条件及不同风场环境下的模型泛化能力尚不明确。未来可结合多源气象要素和下垫面信息，并利用不同区域的独立观测站点开展验证，以进一步检验 DFA 特征在不同风场条件下的适用性和稳定性。

基金项目

山东省自然科学基金项目(2023HWYQ-058)；中国气象局创新发展专项(CXFZ2026J088)。

参考文献

[1] 谢泽明, 余晔, 董龙翔, 等. Fitch 风电场参数化方案入流风速的校正及效果检验[J]. 高原气象, 2024, 43(3): 790-801.

[2] Crippa, P., Alifa, M., Bolster, D., Genton, M.G. and Castruccio, S. (2021) A Temporal Model for Vertical Extrapolation of Wind Speed and Wind Energy Assessment. *Applied Energy*, **301**, Article 117378. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117378

[3] 郝玉珠, 石岚, 贾晓红. 风电机组异常风速的识别和修正方法研究[J]. 气象科技, 2024, 52(5): 644-651.

[4] 苗青, 董春卿, 孙颖姝, 等. CMA-MESO 3 Km 模式 10 M 风预报产品在山西区域的定量检验及客观订正[J]. 气象科技, 2025, 53(1): 22-34.

[5] 李泽椿, 朱蓉, 何晓凤, 等. 风能资源评估技术方法研究[J]. 气象学报, 2007, 65(5): 708-717.

[6] Yang, X., Jiang, X., Liang, S., Qin, Y., Ye, F., Ye, B., *et al*. (2024) Spatiotemporal Variation of Power Law Exponent on the Use of Wind Energy. *Applied Energy*, **356**, Article 122441. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122441

[7] 李庆雷, 古丽格娜·海力力, 孔婷, 等. 测风塔资料质量控制及效果检验评估[J]. 沙漠与绿洲气象, 2024, 18(1): 141-148.

[8] Emeksiz, C. (2022) Multi-Gen Genetic Programming Based Improved Innovative Model for Extrapolation of Wind Data at High Altitudes, Case Study: Turkey. *Computers and Electrical Engineering*, **100**, Article 107966. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.107966

[9] Bodini, N. and Optis, M. (2020) The Importance of Round-Robin Validation When Assessing Machine-Learning-Based Vertical Extrapolation of Wind Speeds. *Wind Energy Science*, **5**, 489-501. https://doi.org/10.5194/wes-5-489-2020

[10] Cao, J., Xue, W., Mao, R. and Xin, D. (2023) Wind Power in Forested Regions: Power Law Extrapolation vs. Lidar Observation. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, **232**, Article 105281. https://doi.org/10.1016/j.jweia.2022.105281

[11] Yan, B.W., Li, Q.S., Chan, P.W., He, Y.C. and Shu, Z.R. (2022) Characterising Wind Shear Exponents in the Offshore Area Using Lidar Measurements. *Applied Ocean Research*, **127**, Article 103293. https://doi.org/10.1016/j.apor.2022.103293

[12] Gualtieri, G. (2016) Atmospheric Stability Varying Wind Shear Coefficients to Improve Wind Resource Extrapolation: A Temporal Analysis. *Renewable Energy*, **87**, 376-390. https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.10.034

[13] Werapun, W., Tirawanichakul, Y. and Waewsak, J. (2017) Wind Shear Coefficients and Their Effect on Energy Production. *Energy Procedia*, **138**, 1061-1066. https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.10.111

[14] Pearre, N., Pimentel, A. and Swan, L. (2025) Seasonality of Vertical Wind Shear in the Northwestern North Atlantic. *Wind Energy*, **28**, e70054. https://doi.org/10.1002/we.70054

[15] 崔杨, 陈正洪, 何英杰, 等. 湖北省近地层风切变特征[J]. 气象科技, 2021, 49(5): 785-793.

[16] 梅亮. 重庆市山地地区近地层风切变研究[J]. 电力勘测设计, 2024(4): 59-64.

[17] 许杨, 陈正洪, 申彦波, 等. 基于高塔数据的山区丘陵与平原湖区风能参数差异分析[J]. 南方能源建设, 2024, 11(1): 19-32.

[18] Türkan, Y.S., Yumurtacı Aydoğmuş, H. and Erdal, H. (2016) The Prediction of the Wind Speed at Different Heights by Machine Learning Methods. *An International Journal of Optimization and Control*: *Theories & Applications* (*IJOCTA*), **6**, 179-187. https://doi.org/10.11121/ijocta.01.2016.00315

[19] Mohandes, M.A. and Rehman, S. (2018) Wind Speed Extrapolation Using Machine Learning Methods and Lidar Measurements. *IEEE Access*, **6**, 77634-77642. https://doi.org/10.1109/access.2018.2883677

[20] Al-Shaikhi, A., Nuha, H., Mohandes, M., Rehman, S. and Adrian, M. (2022) Vertical Wind Speed Extrapolation Model Using Long Short-Term Memory and Particle Swarm Optimization. *Energy Science & Engineering*, **10**, 4580-4594. https://doi.org/10.1002/ese3.1291

[21] 刘志丰, 丁锋. 基于人工神经网络的沿海风速多步预测研究[J]. 气象科技, 2022, 50(6): 851-858.

[22] 李庆雷, 陈丽凡, 张志森, 等. 测风塔风速的长程持续性特征研究[J]. 气象科技, 2023, 51(2): 262-268.

[23] Zhao, J., Guo, Y., Lin, Y., Zhao, Z. and Guo, Z. (2024) A Novel Dynamic Ensemble of Numerical Weather Prediction for Multi-Step Wind Speed Forecasting with Deep Reinforcement Learning and Error Sequence Modeling. *Energy*, **302**, Article 131787. https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.131787

[24] Zhao, D., He, H., Luo, D., Huang, S. and Zhang, Z. (2025) Ultra-Short-Term Wind Power Forecast Based on Multi-Feature Information Fusion of Gat-Crossformer. *Energy*, **340**, 138706. https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.138706

[25] Peng, C.-K., Buldyrev, S.V., Havlin, S., Simons, M., Stanley, H.E. and Goldberger, A.L. (1994) Mosaic Organization of DNA Nucleotides. *Physical Review E*, **49**, 1685-1689. https://doi.org/10.1103/physreve.49.1685

[26] Santos, J.V.C., Moreira, D.M., Moret, M.A. and Nascimento, E.G.S. (2019) Analysis of Long-Range Correlations of Wind Speed in Different Regions of Bahia and the Abrolhos Archipelago, Brazil. *Energy*, **167**, 680-687. https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.11.015

[27] Perini de Souza, N.B., Cardoso dos Santos, J.V., Sperandio Nascimento, E.G., Bandeira Santos, A.A. and Moreira, D.M. (2022) Long-Range Correlations of the Wind Speed in a Northeast Region of Brazil. *Energy*, **243**, Article 122742. https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.122742

[28] Külüm, E., Genç, M.S. and Karagöz, F. (2023) Evaluation of Wind Measurement Methods for Determination of Realistic Wind Shear: A Case Study in Aksaray, Turkey. *Flow Measurement and Instrumentation*, **93**, Article 102408. https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2023.102408

[29] 彭怀午, 冯长青, 包紫光. 风资源评价中风切变指数的研究[J]. 可再生能源, 2010, 28(1): 21-23+28.

[30] Quick, J., Murcia Leon, J.P., Kock, C.W., Servizi, V., Overgaard, N.S., Dimitrov, N., *et al.* (2025) Wind Speed Vertical Extrapolation Model Validation under Uncertainty. *Renewable Energy*, **240**, Article 122028. https://doi.org/10.1016/j.renene.2024.122028