DOI：10.19666/j.rlfd.202512001

风轮高度阵风预报模型的验证和优化研究

刘冬兰[1,2]，姚洪磊[1,2]，许善杰[1,2]，赵夫慧[1,2]，刘　晗[3]，
徐　康[3]，王　勇[3]，刘　聪[4]
（1. 国网山东省电力公司电力科学研究院，山东　济南　250003；
2. 山东省能源工业互联网大数据技术重点实验室，山东　济南　250003；
3. 国网山东省电力公司，山东　济南　250001；4. 东南大学能源与环境学院，江苏　南京　210018）

［摘　　要］【目的】阵风在风轮高度处（约 90 m）的短时剧烈波动对风力发电的安全稳定运行有着重要影响，而传统基于地面高度观测（约 10 m）修订的阵风模型对风轮高度处阵风的预测存在极大不确定性。【方法】基于此，系统性对比优化多种阵风算法模型，为风电场风轮高度阵风预报提供方法参考。为突破观测局限性，首先创新性地利用 WRF（weather research and forecast model）大涡模型进行秒级百米尺度超高分辨率模拟再现某风电场风轮高度阵风的快速变化情况，并提供物理一致的三维空间数据，分别对基于湍流动能（TKE）算法和基于边界层风廓线外推的多种阵风模型展开评估，并提出融合改进方案。同时还基于长期观测讨论了上述三种模型在实际预报中的适用性和局限性。【结果】实验结果表明，风廓线模型相对较差，阵风预报误差与基准数据离散程度指标 R^2 为 0.64，平均偏差为 1.43 m/s；TKE 阵风模型效果稳定，R^2 为 0.93，平均偏差为 0.64 m/s；融合改进方案最为优良，R^2 为 0.94，平均偏差为 0.12 m/s。【结论】融合改进方案可考虑应用于风轮高度阵风预报的实际业务中，但在极端天气下无法再现阵风变化的快速波动，需对极端天气条件下的阵风预报进行针对性考虑。

［关　键　词］阵风预测；风轮高度；湍流能量；风廓线；大气稳定度

［引用本文格式］刘冬兰，姚洪磊，许善杰，等. 风轮高度阵风预报模型的验证和优化研究[J]. 热力发电，2026，55(7)：55.
Liu D L, Yao H L, Xu S J, et al. Verification and improvement of gust forecast models at wind turbine hub heights[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(7): 55.

Verification and improvement of gust forecast models at wind turbine hub heights

Liu Donglan[1,2], Yao Honglei[1,2], Xu Shanjie[1,2], Zhao Fuhui[1,2], Liu Han[3],
Xu Kang[3], Wang Yong[3], Liu Cong[4]
(1. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250003, China;
2. Shandong Key Laboratory of Energy Industry Internet Big Data Technology, Jinan 250003, China;
3. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250001, China; 4. School of Energy and Environment, Southeast University, Nanjing 210018, China)

Abstract: [Objective] Short-term intense fluctuations in wind gusts at hub height (90 m) present critical challenges to the efficient grid integration and safety operation of wind farms. However, a significant gap exists in the hub-height gust forecasting because the conventional gust models based on the surface (approximately 10 m) wind observations exhibit considerable uncertainty in predicting hub-height gusts due to the complex vertical structure which modifies the gust major characteristics across the lower atmospheric boundary layer. To address this limitation, this study systematically evaluates and optimizes multiple gust models, aiming to establish a robust methodological reference for accurate hub-height gust prediction. [Methods] To overcome the lack of high-precision gust observations, the weather research and forecasting model with large eddy simulation (WRF-LES) is utilized to conduct an ultra-high-resolution meteorological numerical simulation. Operating at a second-level temporal resolution and a hectometer-level spatial scale, this simulation effectively reproduces the rapid variation of hub-

收 稿 日 期：2025-12-01　修 回 日 期：2025-12-30　接 受 日 期：2026-01-04　网络首发日期：2026-01-26
基 金 项 目：国网山东电力公司科技项目（WBS：52062624002T）
Supported by: Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company (WBS: 52062624002T)
第一作者简介：刘冬兰（1987），女，硕士，高级工程师，主要研究方向为网络安全、人工智能、数据安全等，liudonglan2006@126.com。
通信作者简介：刘聪（1986），男，博士，教授，主要研究方向为区域大气数值模拟与政策效应分析、能源与健康气体柔性传感等，liuc@seu.edu.cn。

height gusts at a target wind farm and also generates physically consistent three-dimensional atmospheric variables (e.g., turbulence kinetic energy, vertical wind profile and stability parameters) for model validation. Multiple gust models are evaluated, including turbulence kinetic energy (TKE)-based models which directly quantify the turbulent intensity, and wind-profile-based models which rely on the vertical wind shear relationships. Furthermore, an improved hybrid model integrating both algorithms is subsequently proposed. The applicability, accuracy and limitations of all models are thoroughly assessed based on long-term observations of hub-height gusts across diverse atmospheric stability conditions. [Results] The results demonstrate that the conventional wind-profile-based models exhibit relatively poor performance with R^2 of 0.64 and mean bias of 1.43 m/s, especially under unstable atmosphere conditions. In contrast, the TKE-based model demonstrates stable and superior performance across different atmospheric stability conditions, achieving an R^2 of 0.93 and a mean bias of 0.64 m/s since the TKE captures the major features of the turbulent intensity. Compared to both individual gust models, the optimized hybrid model yields the best forecasting performance with R^2 of 0.94 and mean bias of 0.12 m/s. [Conclusion] Therefore, the optimized hybrid model exhibits significant potential for operational application in hub-height gust forecasting and wind farm management. However, the hybrid model still tends to underestimate the rapid gust fluctuations during strong convection and extreme weather events, suggesting a key area for future refinement.

Key words: gust forecasting; hub height; turbulent kinetic energy; wind profile; atmospheric stability

阵风是指在短时间内（几秒至几分钟）风速突然增强的剧烈波动现象，世界气象组织（WMO）将阵风风速定义为 3 s 的平均瞬时最大风速[1]。由于阵风具有突发性强、瞬时变化极为剧烈（风速变化率可达到 10 m/s）的特性，其对风力发电领域有着深远影响，阵风的准确预报是保障风电稳定并网、风电机组的安全运行、防范极端气象事件对风电场破坏等[2-4]的重要基础。

阵风预报一般常采用参数化方法进行，即基于数值天气预报（numerical weather prediction，NWP）模式输出的气象预报变量，通过基于湍流动能（turbulent kinetic energy，TKE）或阵风因子等经验关系进行诊断估算[5-6]，尤其是针对地面高度（约 10 m）阵风参数化模型的估算与验证[7-10]。近年来，随着风电行业的快速发展，高塔筒风电机组广泛部署，对近风轮高度（约 90 m）阵风的准确预测直接关系到风电场的经济效益和安全运行，已逐渐成为提升风电场运行效能的关键因素[11-13]。阵风强度随高度呈现显著垂直变化[14]，早期研究常通过修订或延伸基于地面观测的地面阵风模型来估算高空阵风[14-16]，但在大气边界层存在强切变或热力不稳定等复杂情况下，这些方法的准确性难以保证，风轮高度处阵风的准确估算具有极高挑战性。

随着数值天气预报模式的快速发展与计算资源的显著提升，以美国国家环境预报中心（national centers for environmental prediction，NCEP）的全球预报系统（global forecast system，GFS）、欧洲中期天气预报中心（european centre for medium-range weather forecasts，ECMWF）的集成预报系统（integrated forecasting system，IFS）等为代表的全球数值天气模式以及中尺度气象数值模式 WRF（weather research and forecast model）等均得以实现高时空分辨率的自动化业务运行，被广泛应用于风电场风资源建模与风功率预测[17-21]。其中利用 WRF 模式[22]进行公里级别高分辨率区域模拟是最有效的方法之一，其不仅可精确预报风场、摩擦速度以及边界层高度等，而且在垂直方向加密的多层结构上可以充分解析平均风场、温度、湿度等三维结构的快速变化，部分高阶模式还可输出湍流能量等二阶通量，为构建高分辨率阵风预报提供了有利条件。然而，数值天气预报模式本质上是受时空分辨率限制的时空平均值，无法直接反映阵风这一秒级尺度的极端变化。因此，阵风预报仍需要借助在一定假设条件下构建的阵风经验性诊断方法。与早期仅利用地面观测估算高空阵风的传统预报方法[23-25]相比，基于数值天气预报模式高分辨率三维气象场结合阵风诊断模型进行高空阵风预报具有显著优势，数值模型能够在风轮高度处为阵风诊断模型提供物理一致的高空风场、温度、湿度等关键影响要素。

在常用的 WRF 模型中，后处理模块 UNIPOST 提供了 2 种利用边界层内风廓线估算阵风的参数化方案：1）结合地面风与边界层内多层风速；2）结合地面和边界层顶处的风速。特别是第 1 种方法高度依赖多层风速观测资料，然而除特定野外试验外，边界层内多垂直高度的风廓线观测往往难以获得。此外，基于湍流动能 TKE 的经验诊断公式[26]也是较为常用的方法，湍流统计量能够在一定程度上反映湍流强度与瞬时风速变化的关系，对不稳定边界层具有更好的适用性。目前，上述基于风廓线外

推和基于 TKE 经验诊断的多种阵风模型已广泛应用于地面阵风估算，但其在风轮高度处、不同大气层结条件下的适用性仍缺乏系统检验和评估。

由于常规观测手段中缺乏三维空间上一致且反映阵风快速变化的超高时空分辨率边界层内风速廓线数据，仅利用观测数据难以对多种地面阵风模型展开系统性应用评估。因此，为突破观测不足的局限性，本文创新性地利用大涡模拟（large eddy simulation，LES）来生成逼近真实大气湍流瞬时变化的超高分辨率三维风场[27-29]，为湍流动能（TKE）经验诊断的阵风模型、2 种边界层风廓线外推的阵风模型在风轮高度（90 m）处的性能比较提供了高精度验证参考，并在此基础上尝试构建融合式的改进方案。最后，结合某风电场测风塔观测资料对上述多种阵风模型进行实际检验，旨在明确阵风模型在风轮高度处的适用边界，提出面向复杂大气条件下的风轮高度处阵风预报改进方案，为提高风轮高度处阵风预报精度、增强风电功率预测系统的实用性与可靠性提供理论依据与技术支撑。

1 阵风数据及建模

1.1 WRF-LES 秒级尺度阵风模拟资料

本文基于气象数值模式 WRF（v3.9 版本）对某风电场区域 2019 年 7 月 14 日当地时间 08:00—22:00 风电涡轮高度处（90 m）阵风展开超高分辨率的模拟，该时段内包含了最常见的不稳定、稳定大气层结以及对流天气过程，对阵风预报研究具有典型代表性。采用 5 层嵌套网格，水平分辨率分别为 13.5、4.5、1.5、0.5、0.1 km，确保能够准确模拟不同尺度下的气流对风电涡轮高度处的影响，其中最内层 0.1 km 模拟网格覆盖包含该风电场在内的 25 km×25 km 区域。该模拟设置在垂直方向上为 69 层，其中在边界层高度（~1.5 km）内包含 15 层，物理参数化方案包括 WSM6 云物理方案、RRTMG 辐照方案、Kain-Fritsch 对流参数化方案、Scale-Adaptive 边界层方案、Monin-Obukhov 近地层方案和 NOAH 陆面模式，其中 0.5 km 和 0.1 km 网格启动三维的尺度自适应湍流能量大涡模拟方案。

风电场区域超高分辨率（0.5、0.1 km）的大涡模拟，能够充分再现 90 m 高度 10~20 s 时间分辨率的风速快速变化，并通过在 1 km 空间范围上最大风速和平均风速的解析计算，为阵风预报模型提供准真实风场，是阵风预报模型的“理想观测数据”（简称基准数据）。此外，该基准数据能够提供物理上一致的边界层内风廓线、湍流动能 TKE、平均风速等三维输入数据，这是常规观测手段难以获取的，因此多种阵风模型的系统对比和优化主要基于此基准数据。

1.2 测风塔风轮高度处长期观测资料

长时间观测资料来自山东某风电场测风塔（118.1 °E，35.1 °N）风轮高度处（90 m）的观测数据，该风电场地处鲁南临沂地区，其北部和东北部绵延的蒙山山区和沂山余脉构成了天然的风能富集带，年平均风速达 6 m/s 以上，与沿海风电区域相比，其受台风等极端天气影响较小，不存在盐雾腐蚀等问题，具有优良的稳定性和开发价值，是山东风能开发的重要阵地之一。

该风电场测风塔在垂直方向上提供距地面 10、30、70 m 和风轮高度（90 m）处的观测数据，选用 2022 年 11 月—2025 年 3 月观测数据，用于阵风预测模型在风轮高度处实际预测的适用性验证和长期预测的稳定性评估。此外，实际观测验证中，结合全球数据同化系统（global data assimilation system，GDAS）气象再分析观测同化数据[30]为观测实际验证补充提供边界层高度、边界层顶风速、地面稳定度等必需输入数据。为保证实际风速观测资料和 GDAS 再分析数据时间分辨率的一致性，对该测风塔观测资料进行小时平均处理，即平均风速为 1 h 内风速均值，阵风风速为平均时段内的最大风速值，图 1 为 2023 年 1 月 25 日—2 月 24 日每隔 3 h 的平均风速（红色）和阵风风速（黑色）观测结果。

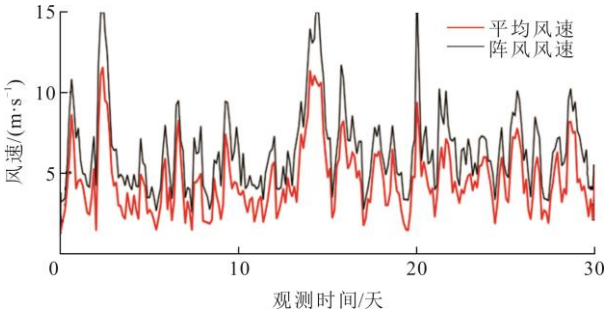


图 1 30 天内平均风速和阵风风速观测
Fig.1 Observation results of average wind speed and gust wind speed within 30 days

1.3 基于湍流动能经验诊断的阵风预报模型

阵风强度与边界层湍流强度之间存在直接正相关关系，可通过建立阵风与平均风速、湍流强度之间的经验推断公式对阵风进行动态预测。J. Wieringa 在 1973 年提出 Wieringa 经典阵风模型[31]，通过分析

欧洲多国观测数据，建立瞬时阵风风速与平均风速比值（即阵风因子）的经验统计关系，提出基于阵风因子的阵风预报经验公式。

湍流强度（TI）通常通过风速标准差和平均风速之间的比值进行量化，但考虑在目前数值天气预报模式中没有直接输出风速方差，且部分边界层物理方案能够直接输出湍流动能（TKE），因此可直接利用模式输出 TKE 对阵风进行预报，基于 TKE 的经验预报公式[23, 32-33]如下：

$$G_z = U_z + A_z\sqrt{2E_z} \tag{1}$$

$$E_z = \frac{1}{2}(\sigma_u^2 + \sigma_v^2 + \sigma_w^2) \tag{2}$$

式中：G_z 和 U_z 分别为风轮高度 z 处的阵风风速和平均风速；A_z 为表征阵风强度与湍流强度关系的经验系数，该系数与大气稳定度和阵风估算高度有关，通常为 2~3[34-35]，本研究中采用 WRF-LES 基准数据中阵风风速、平均风速、湍流能量之间的拟合关系进行该经验系数的确定；E_z 为高度 z 处的湍流动能，其中 σ_u、σ_v、σ_w 分别为高度 z 处三维风场各方向风速分量的标准差。

在实际情况下，阵风还受到大尺度天气（如强对流天气）的影响，因此部分阵风预报研究中会考虑高层风速和温度廓线的影响[12, 23-24, 36-37]，在没有湍流强度测量或数据的情况下，也可采用近地层相似理论来估计湍流强度。

1.4 UNIPOST 中基于风廓线的阵风预报模型

UNIPOST 是 WRF 后处理的核心工具之一，由于其支持多种气象要素的计算、易于进行插值和格式转换等多种处理操作，在天气研究、新能源预测、气候分析等领域得到广泛应用。UNIPOST 提供了一种阵风推断方法，基于分析边界层内各垂直高度处风速与固定高度风速（如风轮高度处）之间差异的最大值进行阵风推断：

$$G_z = U_z + \max\left\{(U_i - U_z)\left|1 - \min\left(0.5, \frac{z_i - z}{2\ 000}\right)\right|\right\}_i \tag{3}$$

式中：i 为基准资料（或 GDAS 数据）中从风轮高度 z 到边界层顶之间的所有垂直层；U_i 为该层的平均风速；z_i 为该层垂直高度。该方法在高度 z 处平均风速的基础上，考虑边界层内混合效应导致的短时风速增加来外推阵风强度。另外一种相对简化的方法仅考虑边界层顶处的风速：

$$G_z = U_z + (U_{\mathrm{pbl}} - U_z)\left[1 - \min\left(0.5, \frac{z_{\mathrm{pbl}} - z}{2\ 000}\right)\right] \tag{4}$$

式中：z_{pbl} 为边界层顶高度，来自于 WRF-LES 模型输出结果，或 GDAS 再分析数据中的 HPBL 变量；U_{pbl} 为边界层顶平均风速，由三维风速场插值所得。

相较于式(3)中遍历边界层内所有高度层风速的方法，式(4)的简化方法由于仅考虑边界层顶风速，容易得到不合理的阵风估计且存在较大不确定性。此前，UNIPOST 2 种阵风模型主要适用于距地面 10 m 高处，本文将重点讨论该方法对风电涡轮高度 90 m 处的适用性并进行优化。

1.5 阵风模型评估指标

为了定量表征阵风预报模型的预报性能，主要采用 R^2 评估指标、平均偏差（δ_{MBE}，m/s）和相对偏差（δ_{MRE}，%）进行评估：

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{N}\sum(G_{\mathrm{P}} - G_{\mathrm{O}})^2}{\sigma_{\mathrm{O}}^2} \tag{5}$$

$$\delta_{\mathrm{MBE}} = \frac{1}{N}\sum(G_{\mathrm{P}} - G_{\mathrm{O}}) \tag{6}$$

$$\delta_{\mathrm{MRE}} = 100 \times \frac{1}{N}\sum\frac{|G_{\mathrm{P}} - G_{\mathrm{O}}|}{G_{\mathrm{O}}} \tag{7}$$

式中：G_{P} 和 G_{O} 分别为模型预报和基准数据（或实际观测）中的阵风风速；σ_{O} 为基准数据（或实际观测）阵风风速标准差；N 为样本总数；R^2 评估指标用于评估对比阵风预报误差与基准数据离散程度，若 R^2=1 则预报完美吻合观测，若 R^2≤0 则预报误差远超观测离散程度，预报无法模拟阵风风速的变化趋势。

2 阵风模型对比优化

基于超高精度 WRF-LES 模拟资料，结合 TKE 模型（式(1)）和风廓线模型（式(3)—式(4)）对风轮高度阵风进行模拟，并利用“准真实”阵风作为基准数据，分别评估 2 类模型在不同大气稳定度情况下的预报效果，结果如图 2—图 3 和表 1 所示。其中，大气稳定情况利用 Monin-Obukhov（L）长度的倒数（1/L）进行评估，1/L<0 和 1/L>0 分别代表不稳定和稳定大气情形。

图 2 中分别展示了不稳定和稳定大气情形下 WRF-LES 基准数据的平均风速、阵风风速以及 TKE 模型结果。由图 2 可见，阵风因子在不同大气层下分别为 1.77 和 1.13，与常见阵风风速和平均风

速关系相符合[38]，可见当前 WRF-LES 秒级阵风模拟基准数据可用于阵风预报。TKE 阵风模型对不同大气稳定情形下的风轮高度阵风均具有良好的预报效果，R^2 在不稳定和稳定大气下分别为 0.84 和 0.96，但不稳定大气下阵风预报更多离散于 1:1 拟合线，稳定大气下几乎完美贴合 1:1 拟合线，可见大气稳定程度对 TKE 阵风模型预报效果有着显著影响。

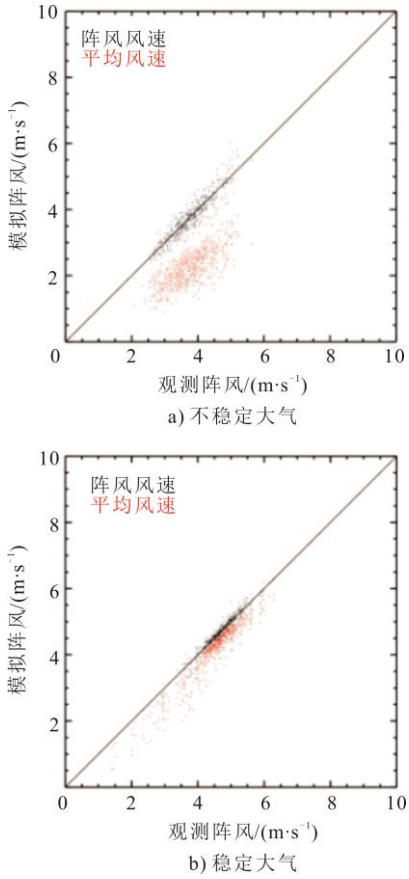


图 2 基于基准数据的 TKE 模型评估结果
Fig.2 Evaluation results of the TKE gust model using WRF-LES data

图 3 进一步讨论大气稳定度对 TKE 阵风模型的影响，分别展示了其 R^2、平均偏差、相对误差的评估结果。由图 3 中 TKE 模型的评估结果可见，散点拟合系数整体稳定在 1.4~1.5，而 R^2、相对误差、平均偏差等指标均在不同大气稳定程度下具有显著变化：当处于中性到稳定大气条件下（$1/L \geqslant 0$），各误差统计指标均较优良且预报效果更为稳定，其中 R^2>0.9，相对误差<5%，平均偏差处于±0.015 m/s 内；当处于不稳定大气情形下（$1/L$<0），误差增大，且大气越不稳定效果愈发下降，其中 R^2=0.6~0.9，相对误差增大至 10%，平均偏差为−0.03~−0.02 m/s。虽然不稳定大气条件下阵风预报效果有所降低，但各误差指标依旧表现良好，相对误差和平均偏差并未显著增大。表 1 为各阵风模型预报效果评估。

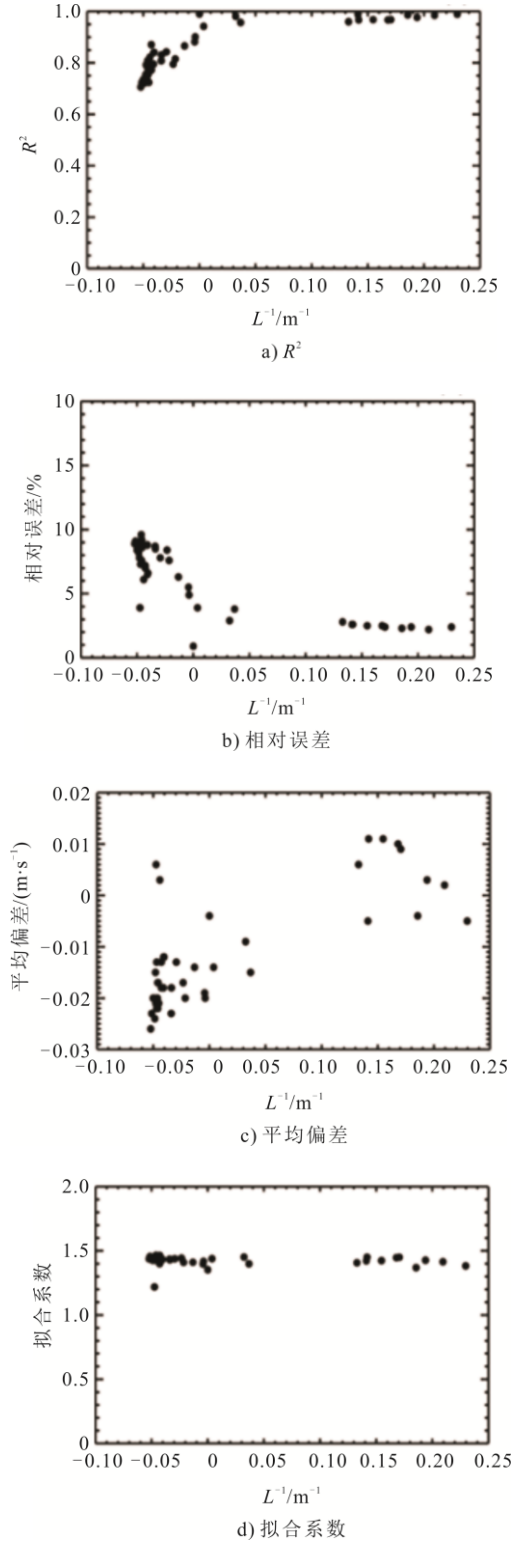


图 3 随大气稳定度变化 TKE 模型评估结果
Fig.3 Evaluation results of the TKE gust model when the atmospheric stability changes

表 1 各阵风模型预报效果评估
Tab.1 Forecast evaluations of the gust models

阵风模型	基于 WRF-LES 基准数据						基于测风塔长期观测数据					
	不稳定大气			稳定大气			不稳定大气			稳定大气		
	R^2	平均偏差/(m s^{-1})	相对误差/%	R^2	平均偏差/(m s^{-1})	相对误差/%	R^2	平均偏差/(m s^{-1})	相对误差/%	R^2	平均偏差/(m s^{-1})	相对误差/%
TKE 模型	0.81	–0.11	6	0.95	–0.08	5	0.93	0.17	7	0.94	–0.30	10%
风廓线模型	–3.52	–1.23	38	0.93	–0.25	8	0.78	0.05	10	0.81	–0.30	12%
优化模型	0.82	–0.02	5	0.95	0.03	3	0.94	0.12	5	0.93	–0.31	8%

在 TKE 阵风模型中，TKE 和平均风速均来自超高分辨率模拟的“真实”基准数据，然而在业务场景预报中二阶通量 TKE 不属于常规预报输出变量，因此通常采用近地面层（或边界层内）相似理论的速度方差公式[39]，结合常规输出气象变量进行 TKE 估算，且这些常规气象变量经过了大量观测验证，采用相似理论估算 TKE 的方法相对更为成熟，且具有更高准确性。进一步效仿业务情景下采用相似理论估算 TKE 进行阵风预报评估，其效果较基于“真实”TKE 结果有一定程度的降低，R^2 由 0.6~0.9 降至 0.2~0.9，相对误差由 5%~10%增至 5%~15%，平均偏差在稳定大气下进一步低估 0.12 m/s，散点拟合系数在不稳定大气条件下出现明显波动（1.1~1.7）。在实际业务情形下，各误差指标表现虽有所降低但并未出现显著偏差，可见采用近地面层相似理论估算的 TKE 变量对风轮高度处阵风预报仍具有较大可行性。

图 4 为 UNIPOST 中基于完整风廓线阵风模型（式(3)）随大气稳定度变化的评估结果。由图 4 可见，该模型在稳定大气情形下有较好的预报效果，但无法对不稳定大气情形下的阵风进行精准预报。在稳定大气情形下，R^2 在 0.9~1.0，相对误差和平均偏差分别为 10%和–0.3~–0.2 m/s，虽整体较为稳定，但相较于 TKE 阵风模型，预报效果有所降低；在不稳定大气情形下，各项误差显著增大，且由于预报阵风的误差超过实际阵风的变化范围，导致 R^2 小于 0，相对误差高达 45%，且从平均偏差 –1.5~–0.5 m/s 可见，阵风预报存在系统性低估。基于简化风廓线阵风模型（式(4)）的评估结果与完整风廓线模型结果相似，对稳定大气情形下预报效果较好，但无法再现不稳定大气情形下的阵风预报。在稳定大气情形下，R^2、相对误差和平均偏差分别为 0.9~1.0、8%~10%和–0.3~0.8 m/s；在不稳定大气情形下，R^2、相对误差和平均偏差分别为−3.5、38%、–1.3 m/s。

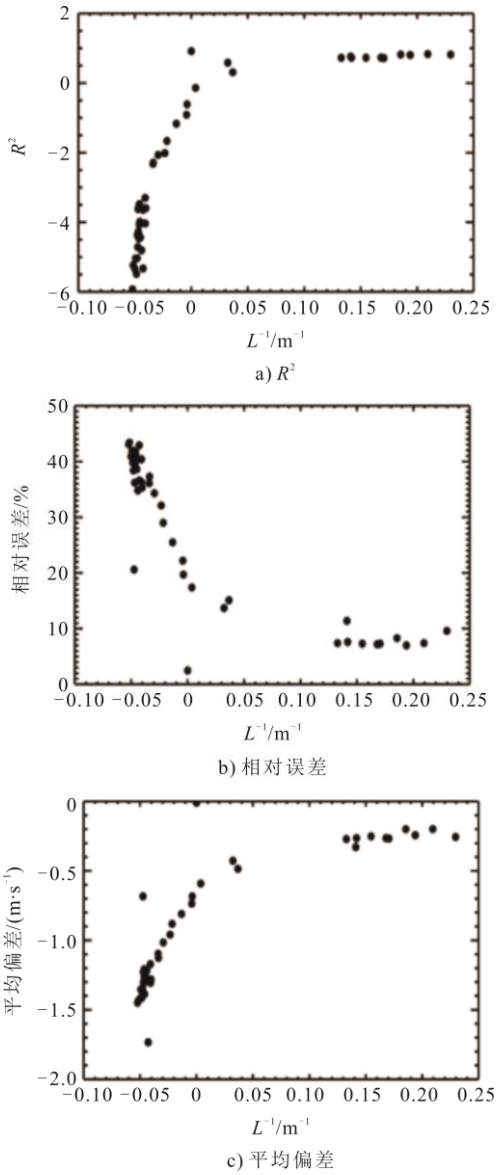


图 4 随大气稳定度变化完整风廓线模型评估结果
Fig.4 Evaluation results of the complete wind-profile gust model when the atmospheric stability changes

综上，对 TKE 和风廓线阵风模型的评估可见，大气稳定程度对 TKE 阵风模型的预报效果有所影响，但各项误差指标均在可接受范围内。TKE 模型对 90 m 高度处阵风预报整体效果较为优良；而基

于风廓线外推阵风模型虽对稳定大气情形下风轮高度阵风预报效果良好，但是无法再现不稳定大气情形下的阵风变化，且整体预报效果明显差于 TKE 阵风预报模型，尤其是在不稳定大气情形下时差距明显。考虑风廓线阵风模型主要依赖于中性层结下平均风速的垂直分布，其核心假设是均匀近地面层湍流通量恒定且机械湍流占主导，因此传统风廓线模型对动力因子占主导的地面阵风有较好精度；然而对于复杂地形风电场区域风轮处 90~100 m 高度，风速垂直廓线假设近乎失效，且热力湍流对该处阵风有着重要影响[40]，而 TKE 能够在一定程度上直接反映不同大气层结下湍流强度的变化，可见 TKE 阵风模型在物理机制上能够更好地描述风电场涡轮高度处阵风的变化。

此外，在基于 WRF-LES 基准数据的评估中，由于平均风速、TKE 变量、风速垂直廓线等阵风模型输入数据和“准真实”阵风数据均来自于物理核心一致的 WRF-LES 模拟结果，可能会导致阵风模型的效果评估过于乐观，且 WRF-LES 对边界层内湍流结构的不准确描述很可能导致 TKE、风速垂直廓线等关键变量的准确性存在差异，如 WRF-LES 对风轮高度处热力湍流模拟具有更高准确性、但受垂直层数等影响无法准确描述风速垂直廓线的准确变化，从而影响 2 种阵风模型之间的对比评估结果。因此，本文将基于长期观测资料对阵风模型在真实大气下的预报效果展开进一步验证，并结合湍流动能算法对风廓线阵风模型进行优化。

基于 TKE 阵风模型在不同大气稳定条件下稳定且良好的预报效果，结合 TKE 阵风（式(1)）对完整风廓线模型（式(3)）提出改进：

$$G_z = U_z + A_1\sqrt{2E_z} + A_2 \max\left\{(U_i - U_z)\left[1-\min\left(0.5, \frac{z_i - z}{2\,000}\right)\right]\right\}_i \tag{8}$$

式中：系数 A_1=1.28±0.15 和 A_2=0.56±0.24 为利用基准资料基于最小二乘法得到的最佳拟合系数；湍流动量 E 为效仿业务情境下无 TKE 二阶通量输出，利用相似理论速度方差公式进行估算，旨在验证优化阵风模型在常规业务场景中的预报性能。同理，简化风廓线模型（式(4)）的改进优化为：

$$G_z = U_z + A_1\sqrt{2E_z} + A_2 \max\{U_{\mathrm{pbl}} - U_z, 0\}\left[1-\min\left(0.5, \frac{z_{\mathrm{pbl}} - z}{2\,000}\right)\right] \tag{9}$$

式中：A_1 =1.27±0.42；A_2=0.08±0.24。

优化前后的完整风廓线阵风模型（式(8)）评估结果随大气稳定度变化如图 5 所示。

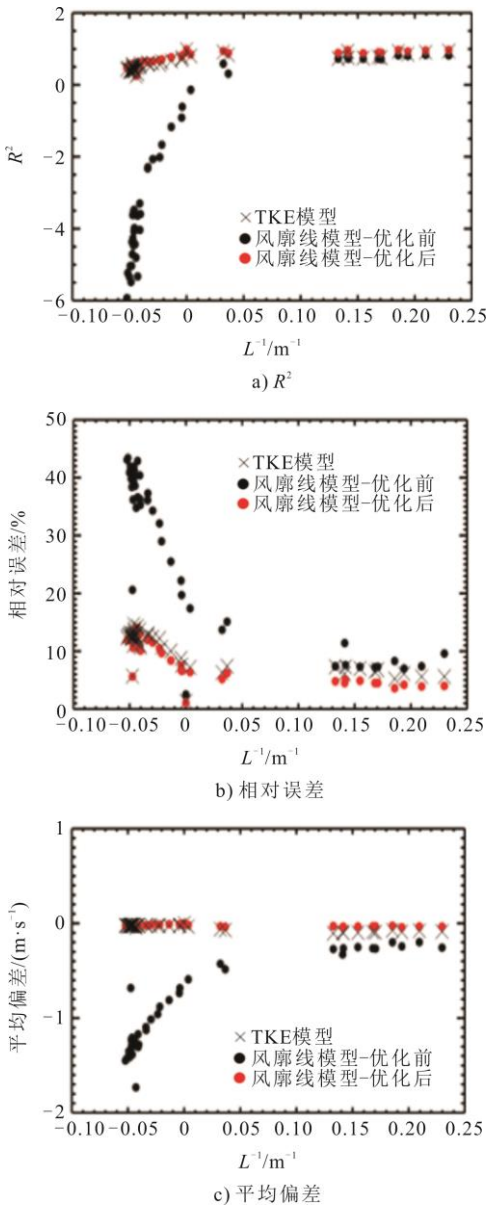


图 5 优化前后随大气稳定度变化完整风廓线模型评估结果
Fig.5 Evaluation results of the complete wind-profile gust model before and after development when the atmospheric stability changes

由图 5 可见，优化后的风廓线阵风模型的预报效果相较于原始单一完整风廓线阵风模型得到了显著提升，整体预报效果在 2 种大气情形下整体更为稳定，尤其是在不稳定大气情形下：稳定大气情形下，优化后的模型 R^2、相对误差和平均偏差均有一定改善；不稳定大气情形下（$1/L$<0），R^2 值从负数增加到≥0.2，相对误差由–45%降至–15%，平均偏差由–1.5 m/s 变至±0.1 m/s。优化后的简化阵风模型评估结果与优化完整风廓线模型类似，对不稳定

大气情形下的阵风效果改善最为显著，各项评估指标相对最优。

此外，优化后的风廓线模型在不同大气稳定度下与单一 TKE 模型较为相似，可见风廓线部分贡献较小，除风廓线模型在风轮高度处本身可能存在的局限性外，也很可能是目前超高精度 WRF-LES 模拟无法充分模拟边界层内强对流天气的快速变化，局部强对流天气下风廓线模型仍需进一步验证和优化。

3 优化阵风模型的长期效果验证

利用测风塔风轮高度处（90 m）的长期观测资料（2022 年 11 月—2025 年 3 月），对上述多种阵风预测模型展开系统性评估，讨论其在长期应用中的稳定性。由于该测风塔仅提供有限垂直（10、30、70、90 m）的风速观测，无法支撑完整风廓线阵风预测模型（即式(3)和式(8)），考虑到其结果与简化风廓线阵风模型较为接近，因此风轮高度处阵风实际预测的适用性验证主要针对 TKE 阵风模型（式(1)）、优化前后的简化风廓线阵风模型（式(4)和式(9)）展开，评估结果如图 6 和表 1 所示。

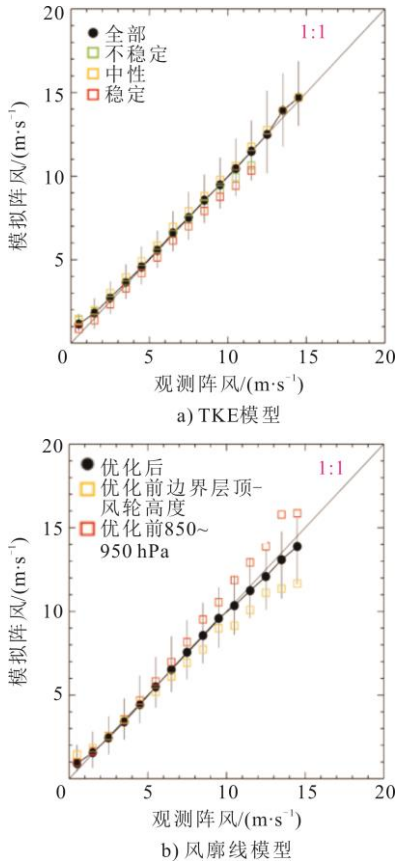


图 6 基于实际观测的阵风模型评估结果

Fig.6 Evaluation results of gust models using observations

从图 6a) TKE 阵风模型在不同大气稳定情形下的实际对比可见，当 TKE 模型参数 A=0.9 时，该模型整体具有较好预报效果（黑色实心圆点），大部分观测−预报贴合 1:1 线，R^2 值高达 0.93，平均误差为 0.64 m/s。在不稳定或者稳定大气情形下（绿色和红色空心方点），在保持高 R^2=0.93 的同时，TKE 模型在高风速区间（≥10 m/s）存在一定低估（平均偏差–0.3 m/s），可见大气稳定度依旧影响着 TKE 阵风模型，与之前基于基准数据的评估结果相一致。此外，优化的简化风廓线模型 R^2=0.94，整体结果与单一 TKE 模型较为接近（图略），提升效果并不明显，可见在实际观测的应用中，风廓线部分依旧贡献较小。

改进前的单一简化风廓线模型仅基于边界层顶风速与风轮高度处的风速差推算阵风，其结果如图 6b)中的红色空心方点所示，可见改进前简化风廓线模型显著高估了风轮高度处的阵风，尤其是在强风区间（>10 m/s），该模型的总体平均性能指标相较于单一 TKE 模型存在明显下降，R^2 为 0.69，平均误差为 1.43 m/s，且在中性大气情形下，效果进一步降低，R^2 值仅为 0.52。此外，欧洲气象中心诊断阵风模型中常采用 850 hPa 和 950 hPa 的风速差（如图 6b)中的橘黄色空心方点），该方法在强风速区对阵风存在显著低估。总体可见，不论是采用边界层顶风速与风轮高度处的风速差，还是 850 hPa 和 950 hPa 之间的风速差，单一的简化风廓线模型对风轮高度处阵风的预测存在极大的不确定性，进一步尝试引进一个与风速有关的调整系数 B 来对简化阵风模型进行单独优化：

$$G_z = U_z + B\max\{U_{\mathrm{pbl}} - U_z, 0\}\left[1 - \min\left(0.5, \frac{z_{\mathrm{pbl}} - z}{2\,000}\right)\right] \tag{10}$$

式中：$B = 1 - \min\left\{1, \left(\frac{U_{\mathrm{pbl}}}{25}\right)^{1.2}\right\}$。

单独优化结果如图 6b)中的黑色实心圆点所示，R^2 值从调整前的 0.69 增加到调整后的 0.90，平均误差由 1.43 m/s 显著降低到 0.83 m/s，其在不同大气稳定情形下均具有较好的模拟表现。可见简化的风廓线阵风模型在风轮高度处的应用需要更加慎重，可通过添加调整系数进行单独优化。

综上可见，TKE 阵风模型、结合 TKE 算法优化后的简化风廓线模型在实际应用中具有最好的模拟预报效果，R^2 值稳定在 0.93~0.94。然而，依旧

可见部分与实际观测偏差较大的模拟结果，这些极端状况一方面很有可能是由于 TKE 变量本身估算的不确定性所导致，另一方面可能是由于强对流天气导致极端阵风变化难以模拟。而结合 TKE 算法优化后的简化风廓线模型中，虽然通过引入边界层顶和风轮高度处风速差可以部分考虑强对流天气下边界层内的快速变化情况，但从单一简化风廓线模型的评估中可见，其依旧无法较为全面地考虑到强对流天气的影响，尤其目前的模型系数是基于整体误差最小原则选定。图 7 为 2023 年 7 月 10 日 17:00—7 月 11 日 02:00 期间一次对流天气过境的雷达反射率。

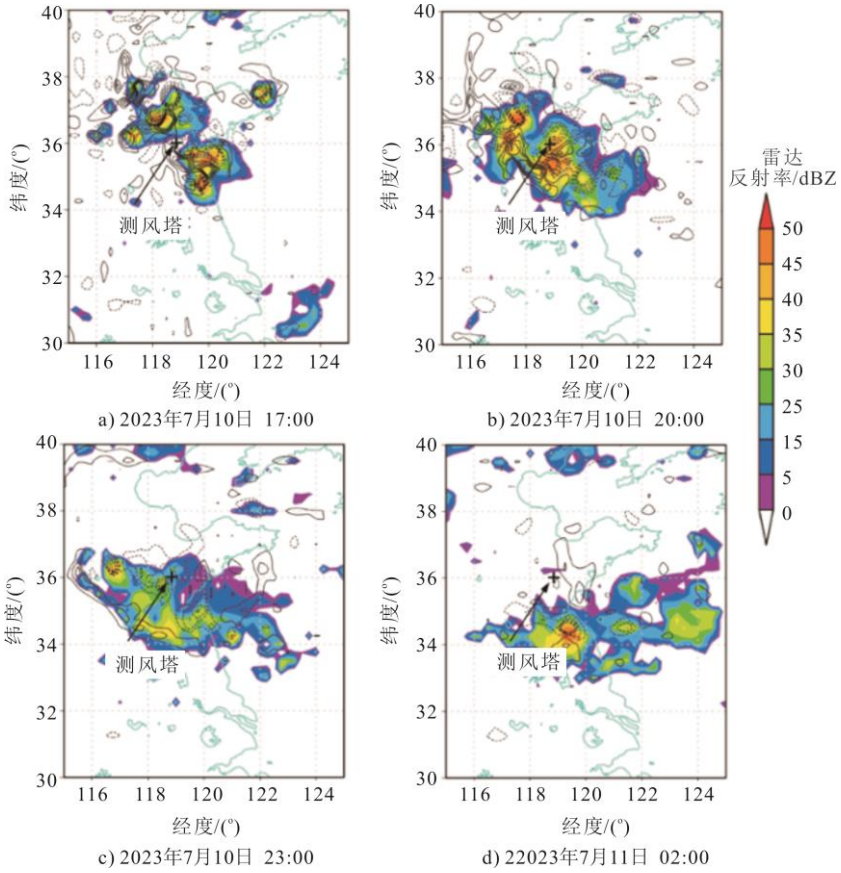


图 7 2023 年 7 月 10—11 日经过测风塔的强对流天气过程的雷达反射率

Fig.7 Radar reflectivities during the severe convective weather process that passed through the wind measurement tower on July 10~11, 2023

由图 7 可见，阵风模型难以准确模拟阵风快速变化的复杂情况：观测平均风速 5.50 m/s，观测平均阵风高于平均风速 1.00 m/s，而单一 TKE 模型估算结果仅高于平均风速 0.28 m/s，这种显著低估很可能是由于夜间近地面大气处于弱湍流稳定情形下 TKE 变量较低所致；另一方面，若依靠优化后简化风廓线模型来考虑本身边界层内剧烈风速变化情况，则要求模型（式(8)）中风廓线项的拟合系数 A_2 将近 0.6，远高于之前基于基准数据评估误差最小所计算的拟合参考值（0.08±0.24），可见基于超高分辨率基准数据的拟合参考值虽适用于大部分情况，但对强对流天气下的阵风预测仍需单独考虑。尤其在实际应用中，虽然极端的个例发生频率较低，但对风电的稳定性和安全性有着巨大挑战，例如在强对流天气时增大风速差项对阵风进行单独估算应具有更好的预报效果。考虑极端天气过程的随机性（如时间、地点、强度等），可采用结合物理过程或机器学习等方法提高这类情况下的阵风预报效果。另外，本研究中的多模型对比验证结论受限于复杂山地地形下测风塔的单点观测，考虑不同下垫面或地形条件下三维风场的巨大差异，多种阵风预报模型应用验证仍需空间观测网络的进一步验证。

4 结　论

本文以提高风电场关键气象因子—风轮高度阵风预测准确性为目标，利用 WRF-LES 超高分辨率模拟再现的阵风数据，综合评估 2 类典型传统阵风预报模型，即基于湍流动能（TKE）的经验模型

和 UNIPOST 模块中的 2 种风廓线外推模型，讨论融合改进方案，并采用山东临沂某风电场测风塔风轮高度处长期观测资料对阵风预报模型的长期适用性和稳定性展开系统性评估，主要结论如下。

1）风廓线阵风模型性能较差，而 TKE 阵风模型在不同大气情形下效果稳定，需结合实际观测调整模型参数。风廓线阵风模型在基于超高分辨率基准阵风数据评估时，在稳定大气中预测性能较高（R^2 接近 1），但是不稳定环境中相对误差>40%、偏差为–1.5 m/s，而且在实际观测评估中对强风区间（>10 m/s）的阵风存在显著高估，反映其原始设定更适用于地面处的阵风预报，需通过引入风速有关修正因子来提升预测能力。而 TKE 阵风模型在不同大气稳定度条件下均表现较为可靠，实际业务场景中预报能力仍保持稳定，R^2 整体维持 0.93，平均偏差 0.64 m/s。但最佳的模型参数可能随不同环境而有所不同，需结合实际观测数据展开具体分析。

2）融合 TKE 与风廓线模型的融合改进模型方案具有最优阵风预报性能，但在极端天气下仍无法再现阵风变化的快速波动。结合 TKE 算法改进的风廓线阵风模型预报效果相对最佳，在实际观测的评估中 R^2 整体维持在 0.94，在不稳定大气情形下的预报效果改善较为明显，可考虑应用于风轮高度阵风预报的实际业务中。但通过对极端天气的个例分析可见，改进方案对阵风预报存在显著低估，可见强对流极端天气下边界层内风速波动过程中阵风的模拟具有极大挑战，仍需进一步的研究。

3）TKE 阵风模型、融合 TKE 改进的风廓线优化阵风模型在风轮高度处的阵风长期预测中相对稳定，且预报效果较为优良，可较好地适用于风力发电场风轮高度处的阵风预测。但需要指出，目前的阵风预测模型无法再现极端天气情况下阵风快速波动变化情况，在实际应用中可能需要对极端天气条件进行单独考虑，或引进物理过程和机器学习等手段来提高极端天气条件下的预报性能。此外，除阵风模型本身的不确定性外，主要输入气象变量（如风廓线、TKE 等）的准确性也会显著地影响阵风预测性能，其不确定性仍需进一步评估。

[参 考 文 献]

[1] World Meteorological Organization. Guide to instruments and methods of observation (WMO-No.8)[EB/OL]. (2021-2023)[2025-11-07]. https://library.wmo.int/idurl/4/41650.

[2] 弭辙, 胡健祖, 郭珍妮, 等. 新型电力系统体系下新能源发展态势及市场化消纳研究[J]. 山东电力技术, 2023, 50(10): 1.
Mi Z, Hu J Z, Guo Z N, et al. Research on the development situation and market-oriented consumption of renewable energy under new power system architecture[J]. Shandong Electric Power, 2023, 50(10): 1.

[3] 韩斌, 王忠杰, 赵勇, 等. 智慧风电场发展现状及规划建议[J]. 热力发电, 2019, 48(9): 34.
Han B, Wang Z J, Zhao Y, et al. Development status and planning suggestions of smart wind farms[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(9): 34.

[4] 王力雨, 许移庆. 台风对风电场破坏及台风特性初探[J]. 风能, 2012(5): 74.
Wang L Y, Xu Y Q. Preliminary study on typhoon damage to wind farm and typhoon characteristics[J]. Wind Energy, 2012(5): 74.

[5] 何彩芬, 钱斌凯, 金炜, 等. 基于 IFOA-FSVM 的 WRF 模式台风期阵风精细化预报[J]. 宁波大学学报(理工版), 2018, 31(6): 20.
He C F, Qian B K, Jin Wei, et al. Precision forecasting of typhoon wind speed in WRF model based on IFOA-FSVM[J]. Journal of Ningbo University (Natural Science & Engineering Edition), 2018, 31(6): 20.

[6] 全继萍, 李青春, 仲跻芹, 等. “CMA 北京模式”中三种不同阵风诊断方案在北京地区大风预报中的评估[J]. 气象学报, 2022, 80(1): 108.
Quan J P, Li Q C, Zhong J Q, et al. Evaluation of three different gust diagnostic schemes in the CMA-BJ for gale forecasting over Beijing[J]. Acta Meteorological Sinica, 2022, 80(1): 108.

[7] 曾瑾瑜, 韩美, 吴幸毓, 等. WRF、EC 和 T639 模式在福建沿海冬半年大风预报中的检验与应用[J]. 海洋科学, 2015, 39(7): 75.
Zeng J Y, Han M, Wu X Y, et al. Test and application of WRF, EC and T639 models in strong wind forecasting in Fujian coast in winter half year[J]. Marine Sciences, 2015, 39(7): 75.

[8] 胡海川, 曹勇. 基于全连接神经网络与分位数匹配相结合的阵风预报[J]. 大气科学学报, 2025, 48(3): 417.
Hu H C, Cao Y. Offshore gust forecasting based on combined fully connected neural network and quantile matching approach[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2025, 48(3): 417.

[9] 李昌昕, 许冬梅, 李泓, 等. 南通一次飑线大风过程数值模拟及诊断分析[J]. 大气科学学报, 2025, 48(4): 686.
Li C X, Xu D M, Li H, et al. Numerical simulation and diagnostic analysis of a squall line wind event in Nantong, China[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2025, 48(4): 686.

[10] 钱磊, 邱学兴, 郑淋淋. 基于概率密度匹配方法的 WRF 模式阵风风速误差订正[J]. 气象科技, 2019, 47(6): 916.
Qian L, Qiu X X, Zheng L L. Error correction of WRF model gust speed based on probability density function matching method[J]. Meteorological Science and Technology, 2019, 47(6): 916.

[11] Hannesdottir Á, Verelst D R, Urban A M. Extreme coherent gusts with direction change-probabilistic model, yaw control and wind turbine loads[J]. Wind Energy Science Discussions, 2022, 8(2): 231.

[12] Hu W, Letson F, Barthelmie R, et al. Wind gust characterization at wind turbine relevant heights in moderately complex terrain[J]. Journal of Applied Meteorology Climatology, 2018, 57(7): 1459.

［13］韩毅, 赵勇, 童博, 等. 复杂地形风场的风资源评估方法与展望[J]. 热力发电, 2020, 49(11): 139.
Han Y, Zhao Y, Tong B, et al. Review and outlook of wind resource assessment methods for wind site located at complex terrain[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(11): 139.
［14］Suomi I, Gryning S E, Floors R, et al. On the vertical structure of wind gusts[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2015, 141: 1658.
［15］Deacon E. Gust variation with height up to 150 m[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1955, 81: 562.
［16］Suomi I, Vihma T, Gryning S E, et al. Wind-gust parametrizations at heights relevant for wind energy: a study based on mast observations[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2013, 139: 1298.
［17］黄小光, 王杏, 史晓鸣, 等. 基于机器学习的阵风预警方法与应用[J]. 可再生能源, 2020, 38(5): 635.
Huang X G, Wang X, Shi X M, et al. The methodology and application of gust early warning based on machine learning[J]. Renewable Energy Resources, 2020, 38(5): 635.
［18］祁乐, 唐健, 江平, 等. 考虑机组分类的海上风电短期功率预测-校正模型[J]. 山东电力技术, 2021, 48(5): 16.
Qi L, Tang J, Jiang P, et al. Short-term offshore wind power prediction-correction model considering classification of wind farm units[J]. Shandong Electric Power, 2021, 48(5): 16.
［19］屈伯阳, 付立思. 基于 NWP 风速修正与 VMD-DBO-DELM 残差建模的风电功率预测研究[J]. 山东电力技术, 2025, 52(2): 32.
Qu B Y, Fu L S. Research on wind power prediction based on NWP wind speed correction and VMD-DBO-DELM residual modeling[J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(2): 32.
［20］闫姝, 曾崇济, 王晓东, 等. 多山地形风场流动数值模拟[J]. 热力发电, 2020, 49(6): 77.
Yan S, Zeng C J, Wang X D, et al. Numerical simulation of wind farm flow on multi-hill terrain[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(6): 77.
［21］王勃, 冯双磊, 刘纯. 基于天气分型的风电功率预测方法[J]. 电网技术, 2014, 38(1): 93.
Wang B, Feng S L, Liu C. Study on weather typing based wind power prediction[J]. Power System Technology, 2014, 38(1): 93.
［22］Skamarock W C, Klemp J B, Dudhia J, et al. A description of the advanced research WRF version 3[R]. Boulder, Colorado, USA: National Center for Atmospheric Research, 2008: 65.
［23］Gutierrez A, Porrini C, Fovell R G. Combina-tion of wind gust models in convective events[J]. Journal of Wind Engineering Industrial Aerodynamics, 2020, 199: 104118.
［24］Pinto J G, Neuhaus C P, Kruger A, et al. Assessment of the wind gust estimate method in mesoscale modelling of storm events over West Germany[J]. Meteorologische Zeitschrift, 2019, 18(5): 495.
［25］Yang T H, Tsai C C. Using numerical weather model outputs to forecast wind gusts during typhoons[J]. Journal of Wind Engineering Industrial Aerodynamics, 2019, 188: 247.
［26］Zhang X, Bao J W, Chen B, et al. A three-dimensional scale-adaptive turbulent kinetic energy scheme in the WRF-ARW model[J]. Monthly Weather Review, 2018, 146(7): 2023.
［27］Cuxart J. When can a high-resolution simulation over complex terrain be called LES[J]. Frontiers in Earth Science, 2015, 3: 87.
［28］Piomelli U. Large-eddy simulation: achievements and challenges[J]. Progress in Aerospace Sciences, 1999, 35(4): 335.
［29］陈小宇, 吴立广, 李煜斌. 大涡技术对模拟台风眼墙替换过程的影响[J]. 大气科学学报, 2019, 42(2): 161.
Chen X Y, Wu L G, Li Y B. The influences of large-eddy simulation on typhoon eyewall replacement[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2019, 42(2): 161.
［30］National Centers for Environmental Prediction, National Weather Service, NOAA, U.S. Department of Commerce. NCEP GDAS/FNL 0.25 Degree Global Tropospheric Analyses and Forecast Grids[EB/OL]. [2025-11-07]. https://doi.org/10.5065/D65Q4T4Z.
［31］Wieringa J. Gust factors over open water and built-up country[J]. Boundary-Layer Meteorology, 1973, 3(4): 424.
［32］Brasseur O J M W R. Development and application of a physical approach to estimating wind gusts[J]. Monthly Weather Review, 2021, 129(1): 5.
［33］Schreur B W, Geertsema G. Theory for a TKE based parameterization of wind gusts[J]. Environmental Science, Physics, Engineering, 2008, 54: 177.
［34］谢文锋, 王刚, 张有洋. 台风“山竹”登陆前后广东沿海珠三角机场阵风预报方法研究[J]. 气象研究与应用, 2019, 40(4): 28.
Xie W F, Wang G, Zhang Y Y. Gust forecast methods in the Pearl River Delta airports along the coast of Guangdong province before and after typhoon Mangkhut landing[J]. Journal of Meteorological Research and Application, 2019, 40(4): 28.
［35］Kurbatova M, Rubinstein K, Gubenko I, et al. Comparison of seven wind gust parameterizations over the European part of Russia[J]. Advances in Science and Research, 2018, 15: 251.
［36］Bechtold P, Bidlot J. Parametrization of convective gusts[J]. ECMWF Newsletter, 2009, 119: 15.
［37］Shu Z, Li Q, He Y, et al. Gust factors for tropical cyclone, monsoon and thunderstorm winds[J]. Journal of Wind Engineering Industrial Aerodynamics, 2015, 142: 1.
［38］胡波. 阵风因子与大气边界层要素的关系及预报试验[J]. 气象科技, 2019, 47(2): 282.
Hu B. Relationship between gust factors and ABL parameters and its predictions test[J]. Meteorological Science and Technology, 2019, 47(2): 282.
［39］Stull R B. An introduction to boundary layer meteorology[M]. Springer Science & Business Media, 2012: 15.
［40］胡波, 俞燎霓, 滕代高. 高斯过程回归方法在浙江沿海海岛冬春季阵风预报中的应用试验[J]. 热带气象学报, 2019, 35(6): 767.
Hu B, Yu L N, Teng D G. Application of Gaussian process regression method to gust forecasting in winter and spring in Zhejiang coastal islands[J]. Journal of Tropical Meteorology, 2019, 35(6): 767.

（责任编辑　杜亚勤）