DOI: 10.19666/j.rlfd.202510005

湍流 Jensen-Gaussian 尾流模型优化与验证

张晓东，陈焕莹，吴松涛
（华北电力大学能源动力与机械工程学院，北京 102206）

［摘 要］【目的】风电场的上下游风力机水平间距通常为 5~10 倍叶轮直径，上游风力机产生的尾流会显著影响下游机组性能，导致风电场整体发电量下降。提高尾流模型的预测精度，提升风电场发电效率。【方法】通过在经典 Jensen 尾流模型基础上引入高斯概率密度函数，推导得到 Jensen-Gaussian 尾流模型，并结合风电场实测风速数据对模型参数进行优化，重点通过湍流强度优化尾流膨胀系数，以提升尾流速度预测精度。【结果】将优化后的模型与经典二维 Gaussian 模型、二维卷吸模型等其他尾流模型的预测结果进行对比验证，结果表明：优化参数后的 Jensen-Gaussian 尾流模型能更精准描述尾流分布特性，预测精度较优化前分别提升 4.42%和 4.10%，且优于其他对比模型。【结论】该模型对风力机尾流区域的风速具有较高预测精度，可为风电场布局优化与尾流控制提供理论支撑。

［关 键 词］尾流模型；风力机尾流；风电场；高斯分布；远尾流区；参数优化

［引用本文格式］张晓东，陈焕莹，吴松涛. 湍流 Jensen-Gaussian 尾流模型优化与验证[J]. 热力发电，2026, 55(7): 47. Zhang X D, Chen H Y, Wu S T. Optimization and verification of the turbulent Jensen-Gaussian wake model[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(7): 47.

Optimization and verification of the turbulent Jensen-Gaussian wake model

Zhang Xiaodong, Chen Huanying, Wu Songtao
(School of Energy, Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: [Objectives] In large-scale wind farms, the horizontal spacing between upstream and downstream wind turbines is generally 5 to 10 times the impeller diameter. The wake generated by upstream turbines will cause wind speed deficit and increased turbulence intensity in the downstream area, significantly reducing the wind energy capture efficiency of downstream turbines and resulting in a 10%~20% decrease in the overall power generation of the wind farm. Accurate prediction of wind turbine wake characteristics is a core prerequisite for improving wind farm power generation efficiency, optimizing turbine layout, and implementing effective wake control. Current mainstream Gaussian wake models mostly set the wake expansion coefficient as a fixed value or only correct parameters through a single empirical formula, failing to fully combine measured data to achieve multi-factor coupling optimization, which leads to obvious limitations in prediction accuracy and engineering applicability under complex wind farm environments. This paper aims to address the above problems. [Methods] The authors derive and construct the Jensen-Gaussian wake model by introducing the Gaussian probability density function to describe the wake velocity deficit distribution based on the linear wake expansion assumption of the classical Jensen wake model. Combined with the Frandsen wake turbulence intensity model, a quantitative correlation between the wake expansion coefficient and turbulence intensity is established, breaking through the limitation of fixed parameters in conventional models. Using the gradient descent algorithm, the key parameters km and kn of the model are iteratively optimized based on the measured wind speed data from the coastal wind farm in Wenling, Zhejiang Province, and the Nibe wind farm in Denmark, so as to determine the optimal parameter combination. The optimized model is compared and verified with the classical two-dimensional Gaussian model, two-dimensional entrainment (2DCLE) model, yawed wake model, and three-dimensional coupling (3DCOU) model. [Results] The results show

收 稿 日 期：2025-10-09 修 回 日 期：2025-12-03 接 受 日 期：2025-12-05
基 金 项 目：国家自然科学基金项目（20230214BJ）
Supported by：National Natural Science Foundation of China (20230214BJ)
第一作者简介：张晓东（1969），男，博士，副教授，主要研究方向为计算流体力学，zxd@ncepu.edu.cn。
通信作者简介：陈焕莹（2001），女，硕士研究生，主要研究方向为风力机尾流模型，chy011124@163.com。

that the optimized Jensen-Gaussian wake model can more accurately characterize the velocity distribution characteristics in the near and far wake regions of wind turbines. In the Zhejiang wind farm case, the average error is only 2.06%, and the prediction accuracy is improved by 4.42% compared with that before optimization. In the Nibe wind farm case, the average error is 1.47%, and the prediction accuracy is increased by 4.10% compared with the pre-optimization model. Moreover, the prediction accuracy in the far wake region is significantly higher than that in the near wake region, and the overall performance is superior to all the comparison models. [Conclusion] This model takes into account both theoretical rationality and engineering practicability, and can accurately predict the wake wind speed under different turbine specifications and environmental conditions. It provides reliable theoretical support and technical reference for micro-site selection of wind farms, unit layout optimization, and the formulation of active wake control strategies.

Key words: wake model; wind turbine wake; wind farm; Gaussian distribution; far wake region; parameter optimization

在大型风电场中，上游风力机的尾流效应会导致下游机组功率输出降低，具体表现为尾流速度亏损与湍流强度增加，进而使下游机组的发电量减少 10%~20%[1]。尾流区域风速减小会大幅降低下游机组可获取的风能，直接影响整个风电场的发电效率[2]。因此，在风电场规划建设中，依托尾流模型科学排布风机[3]和实施有效尾流控制优化尤为重要。

在风力机解析尾流模型的研究中，高斯尾流模型应用较广。Majid Bastankhah 和 Fernando Porté-Agel[4]基于尾流速度亏损高斯分布假设，结合质量与动量守恒提出 BPA 尾流模型，但该模型将尾流膨胀系数视为固定值，导致其在复杂风场环境下的预测精度受限。Ishihara 和 Qian[5]对 BPA 尾流模型进行改进，建立了尾流膨胀系数和湍流强度以及推力系数的关系式，一定程度上提升了模型的适应性。但该关联式仍基于经验假设，未通过实测数据进行系统验证与优化，难以反映实际风场中多重因素的耦合作用。Gao 等人[6]基于 Jensen 尾流模型，使用高斯分布来修正尾流分布，平衡环境流强度与尾流自身的影响，提升了速度亏损分布预测准确性，但并未对模型关键参数进行针对性优化。Ge 等人[7]提出的二维高斯尾流模型在全局和局部都遵守质量守恒，但仅将尾迹衰减系数作为唯一可调参数，无法适配不同风机类型和不同风况条件。Wang 等人[8]结合偏航校正高斯尾流模型与深度学习构建尾流预测框架，动态校准尾流扩展率参数。Cheng 等人[9]基于 BPA 尾流模型和相似理论，提出一种新的高斯尾流模型，能够准确预测不同大气条件下的尾流速度分布，但远尾流区的扩散特性预测精度有待提高。

现有的高斯尾流模型多局限于单一模型参数修正或结构优化。起初模型公式中的尾流膨胀系数被认定仅与入流湍流强度有关[10]，而后有学者考虑了风机旋转产生的湍流强度[11]，继而提出了附加湍流强度的经验算法修正尾流膨胀系数[12]，但是均未考虑实际风场各种不确定因素对于模型参数的多重影响。针对这一问题，本文基于质量守恒与高斯分布统计特性，将 Jensen 尾流模型的线性尾流膨胀假设与高斯概率密度函数的速度亏损分布相结合，通过湍流强度模型推导尾流膨胀系数与湍流强度的定量关系式，并基于风电场实测数据优化参数，精准预测尾流速度与扩散特性，为风电场布局优化提供支撑。

1 建立尾流模型

Jensen 尾流模型[13]是一种经典且应用较为广泛的风力机尾流模型，旨在对风力机下游尾流的速度分布、尾流半径变化以及尾流对下游风力机的影响等情况进行理论描述与分析。高斯尾流模型是一种重要的风力机尾流解析模型，运用高斯分布函数来描述风力机下游尾流区域内的速度亏损情况。将 Jensen 尾流模型和高斯分布的概率密度函数结合，推导得出 Jensen-Gaussian 尾流模型，并根据风场实测数据对模型中的参数进行优化。

1.1 Jensen 尾流模型

Jensen 尾流模型假设：来流风速是均匀分布，并且风向与风电场的排布方向一致；认为尾流在风力机下游呈轴对称分布[14]，气流的线性动量在轴向上是守恒的，尾流半径随下游距离的增加而线性增加。Jensen 模型和 Jensen-Gaussian 尾流模型的尾流轴对称分布如图 1 所示。

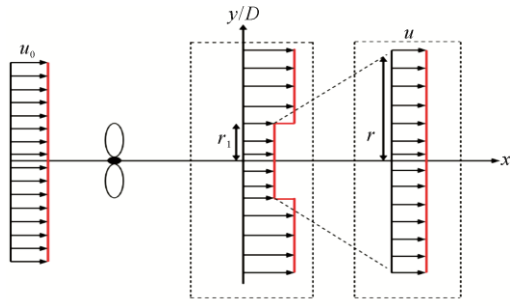
根据质量守恒原理推导得出尾流横截面上的风速 u_w 为：

$$u_w = u_0\left(1-2a/\left(\frac{r_x}{r_1}\right)^2\right) \tag{1}$$

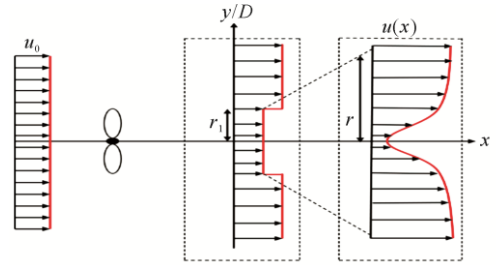
式中：u_w 为风力机下游距离 x 处的尾流风速；u_0 为

来流风速；a 为风力机的轴向诱导因子。

$$a=\frac{1-\sqrt{1-C_t}}{2} \tag{2}$$



a) Jensen尾流模型



b) Jensen-Gaussian尾流模型

图 1 Jensen 尾流模型和 Jensen-Gaussian 尾流模型示意
Fig.1 Schematic diagram of the Jensen wake model and the Jensen-Gaussian wake model

下游尾流区域扩展半径 r_x 为：

$$r_x=r_1+kx \tag{3}$$

式中：k 为尾流膨胀系数。设 D 为风力机叶轮直径，r_1 为风机转子半径，根据线性动量守恒可以推导得出：

$$r_1=D/2\sqrt{(1-a)/(1-2a)} \tag{4}$$

1.2 Jensen-Gaussian 尾流模型

Jensen 尾流模型认为速度是随着距离进行线性变化，但许多实验研究表明尾流风速剖面近似高斯分布。如图 1b)所示设立坐标系，高斯分布的概率密度函数为：

$$f(y)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)^2\right) \tag{5}$$

假设尾流速度亏损在纵向呈高斯分布，尾流膨胀系数与湍流强度线性相关；并且忽略垂直方向（z 轴）的风切变。基于 Jensen 尾流模型计算公式，结合高斯概率密度函数得到第 i 台风力机的二维高斯速度亏损尾流模型公式[15]如下（Z=0）：

$$\mathrm{d}u_i(x,y)=\mathrm{d}u_i(x)\frac{D^2}{8\sigma_{0,i}^2}\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y-y_{c,i}(x)}{\sigma_{0,i}d_{w,i}(x)}\right)^2\right) \tag{6}$$

式中：k_w 为尾流扩展系数；$\sigma_{0,1}$ 为高斯尾流模型常数；x 为流向坐标，y 为展向坐标；d_w 为归一化的尾流直径；y_c 为尾流展向中心坐标；模型参数 $\sigma_{0,i}=\sigma_{0D,i}$，$\sigma_{0D,i}$ 为模型常数。尾流中心的速度亏损为：

$$\delta u_i(x)=\frac{\delta u_{0,i}}{d_{w,i}^2(x)}\frac{1}{2}\left[1+\mathrm{erf}\left(\frac{2x}{\sqrt{2}D}\right)\right] \tag{7}$$

初始轴向风速亏损 $\delta u_{0,i}=2a_iu_{o,i}$，$u_{o,i}$ 为叶轮平面平均风速，称为有效风速[16]。根据高斯函数公式令 $\sigma^2=\frac{r_x^2}{2}$，根据 Jensen 尾流模型公式可得扩展后的尾流半径为：

$$r_x=r_0+k_w\times x \tag{8}$$

将尾流半径公式代入高斯尾流模型公式可得中心线速度亏损 Δu_c 公式：

$$\Delta u_c=2au_0\frac{r_0^2}{r_x^2} \tag{9}$$

式中：u_0 为来流风速；$a=\frac{1}{2}\left(1-\sqrt{1-C_t\cos^2\gamma}\right)$ 为轴向诱导因子；γ为风力机的偏航角。那么尾流中心速度为：

$$u_c=u_0-\Delta u_c \tag{10}$$

初始轴向速度 u_i 为：

$$u_i=-\frac{1}{4}C_tU_0\cos^2\gamma\sin^2\gamma \tag{11}$$

轴向速度沿 x 方向速度亏损 $u_{i,x}$ 为：

$$u_{i,x}=\frac{u_i}{(dwx)^2}\times\frac{1}{2}\times\left[1+\mathrm{erf}\left(\frac{2x}{\sqrt{2}D_i}\right)\right] \tag{12}$$

速度亏损 Δu 为：

$$\Delta u=\Delta u_c\times\mathrm{e}^{\left[-\left(\frac{y-y_c}{r_x}\right)^2\right]} \tag{13}$$

那么可以得出尾流速度分布公式为：

$$u=\sqrt{(u_0-\Delta u)^2+(u_{(i,x)})^2} \tag{14}$$

1.3 参数优化

尾流膨胀系数是尾流模型中的关键参数，用于描述尾流在下游方向上的扩散速度，表示尾流半径随着下游距离增加而增长的速率[17-18]。在不同的尾流模型（如 Jensen 尾流模型、Gaussian 尾流模型等）中尾流膨胀系数的物理意义类似，但具体的计算和影响因素有所不同。

对于 Jensen 尾流模型，尾流半径与下游距离的关系如式(3)所示。例如，当表示每向下游前进 1 个单位距离，尾流半径会在风机转子半径的基础上增加 k 个单位。尾流半径主要受到环境因素（如大气

湍流强度）和风机自身特性（如风机的推力系数等）的影响，较高的湍流强度通常会导致较大的尾流膨胀系数，因为湍流的混合作用会使尾流更快地扩散。

而在 Jensen-Gaussian 尾流模型中，尾流膨胀系数同样用于描述尾流的扩散。尾流速度亏损在水平面上呈现高斯分布，而尾流膨胀系数会影响高斯分布的宽度随下游距离的变化。研究表明[19]，尾流膨胀系数与展向湍流强度等因素相关。模型考虑湍流强度对模型的影响，根据 Frandsen 等人[20]在 1996 年提出的尾迹湍流强度模型可得，尾流区域湍流强度为：

$$I_{\mathrm{w}}=\sqrt{k_{\mathrm{n}}\frac{C_{\mathrm{T}}}{\left(\frac{x}{D}\right)^{2}}+I_{i}^{2}} \tag{15}$$

式中：I_i 为来流风的湍流强度；C_{T} 为风力机的推力系数；x 为下游到风力机中心的水平距离；k_{n} 为湍流衰减系数。

由于尾流膨胀系数与湍流强度有关，并且湍流强度越大，尾流区和周围空气的掺混越强，尾流膨胀系数也就越大。本文设尾流膨胀系数 k_{w} 和尾流湍流强度 I_{w} 成正比：

$$k_{\mathrm{w}}=k_{\mathrm{m}}\times I_{\mathrm{w}} \tag{16}$$

式中：k_{m} 为比例系数，表示尾流区湍流对尾流扩散的贡献，由此建立起尾流膨胀系数与湍流强度之间的关系。k_{n} 初始值参考 Frandsen 等人[10]在尾迹湍流强度模型中提出的湍流衰减系数 0.4，该值已在风电场实测中验证有效性；k_{m} 初始值基于 Wang 等人[16]的高斯尾流模型研究暂设为 0.625。对模型参数 k_{n} 和 k_{m}，根据后文选取的 2 组实测数据进行优化处理，采用了基于实测数据的迭代优化方法。

考虑尾流膨胀系数的物理意义，文献[17]中建议陆上风力机 k 为 0.075，海上风力机 k 为 0.04 或 0.05；并且 k_{n} 过小易导致尾流湍流强度计算异常，k_{m} 过小会引发尾流膨胀不足，因此设定变量下界为[0.01~0.10]，上界为[1.0~2.0]，避免超出工程合理范围。以实测风速数据为基础，将模型预测风速与实测风速在下游不同位置处的误差之和作为优化目标，利用模型计算不同下游位置的尾流风速，计算结果与实测风速对比，通过最小二乘法计算预测值与实测值的误差平方和。

然后采用梯度下降算法，沿着误差函数梯度的反方向不断调整误差平方和的值，每次调整都以减小误差平方和为目标。为平衡优化精度与计算效率，配置约束非线性最小化函数的算法参数，最大函数评估次数设为 1 000 次，最大迭代次数设为 500 次，最优性容差设定为 10^{-8}，确保优化结果收敛至稳定解；同时，通过迭代输出函数绑定至自定义优化日志函数构建优化历史记录数据结构，存储每次迭代的参数值，及对应均方根误差（RMSE），用于后续收敛性分析。优化过程中，目标函数值随迭代次数增加呈快速下降、缓慢收敛趋势，当均方根误差变化量连续 5 次小于最优性容差时，判定优化收敛，输出最终的最优参数。参数优化流程如图 2 所示。在多次迭代调整后，最终得到优化后的 k_{m} 为 0.615，k_{n} 为 0.032，此时模型对尾流速度的预测精度最好。优化过程中的误差和参数变化如图 3 所示。

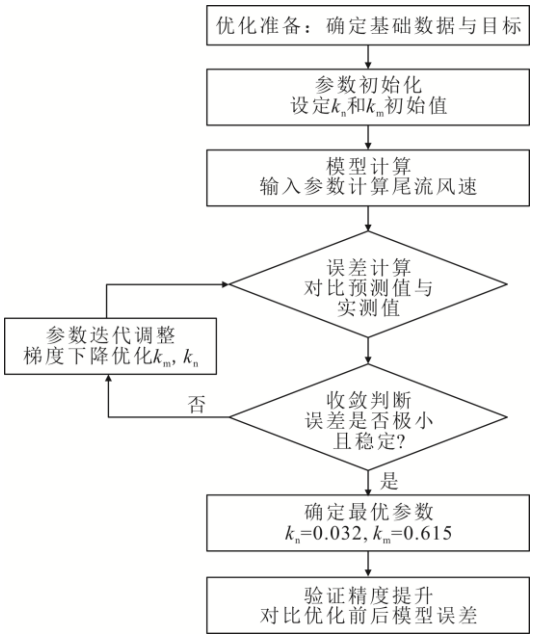


图 2 参数优化流程

Fig.2 Flowchart of parameter optimization

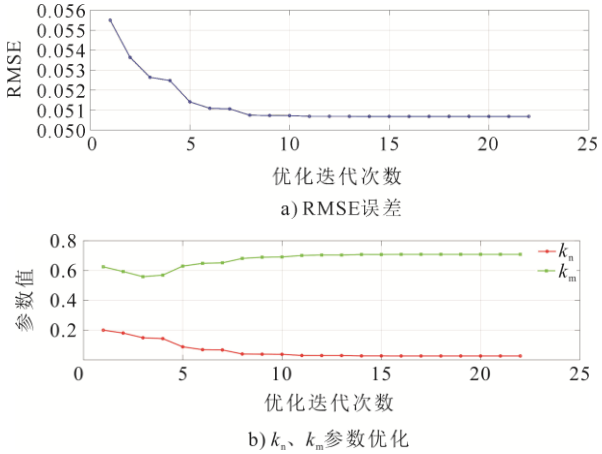


图 3 优化过程中的误差和参数变化

Fig.3 Variations of errors and parameters during the optimization process

2 尾流模型验证实例

为了验证优化参数后的Jensen-Gaussian尾流模型精度，将该模型和其他尾流模型对同样风电场尾流速度预测结果与该风电场实测风速数据进行比较，分别计算每个模型对实测数据的误差。选取几个经典的尾流模型，包括经典二维 Gaussian 尾流模型[21]、二维卷吸（2DCLE）尾流模型[22]、偏航尾迹分析模型[23]和三维耦合（3DCOU）尾流模型[24]进行比较。为验证模型对不同尺寸风机的适应性，且包含近尾流区和远尾流区的数据，尾流速度实测数据选择位于浙江省温岭地区某沿海风电场中风力机的实测数据[25]和位于丹麦北部沿海地区的 Nibe 风电场实测数据。这 2 个风电场中选取的实测目标风力机参数和环境参数等如表 1 所示。

表 1 测试算例及相应工况参数

Tab.1 Test examples and corresponding operating parameters

测试算例及对应工况	风轮直径 D/m	轮毂高度 z_{hub}/m	推力系数 C_T	入流风速 u_0/(m s^{-1})	入流湍流强度 I_i/%
浙江风电场风力机 A	80	70		11.00	10
Nibe 风电场 630 kW 风力机	40	45	0.82	8.55	10

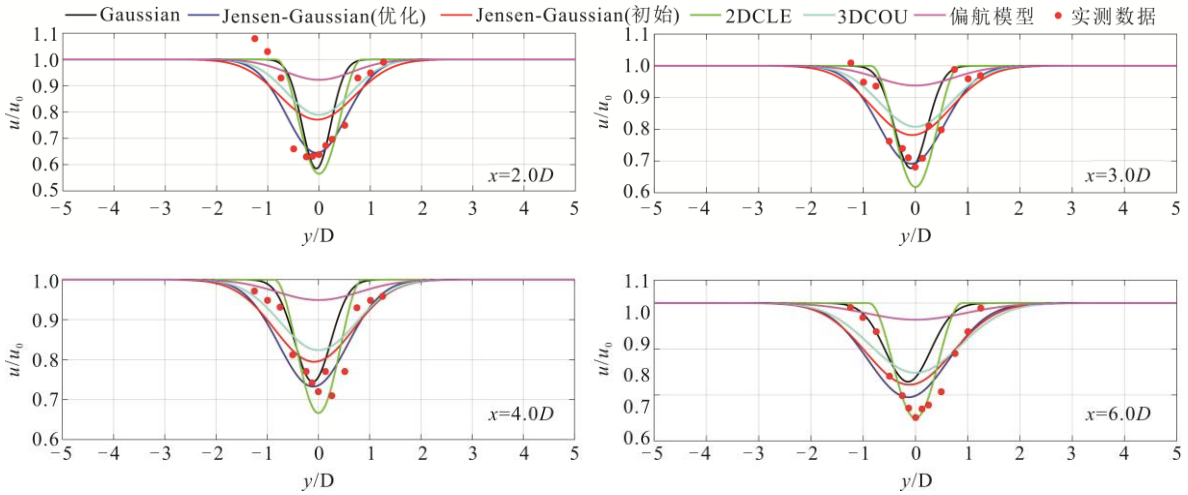
2.1 浙江风电场实测数据验证

选取浙江风电场目标风力机轮毂高度处的 6 个下风位置（$x=2D$、$3D$、$4D$、$6D$、$8D$、$10D$）开展深入分析。将风电场的实测数据作为基准参照，对各模型的预测结果进行细致比对，并绘制速度亏损曲线，定义横坐标为模型预测风速与来流风速的比值，纵坐标为水平距离与风力机直径的比值，便于直观呈现模型预测值与实际测量值之间的差异。图 4 呈现了不同模型在轮毂高度处下游 6 处位置的水平速度分布模拟结果与实测数据的对比情况。分析可知，Jensen-Gaussian 模型的模拟结果与实测数据吻合度最高，优于其他几种模型。在轮毂中心位置，几种模型对尾迹速度的预测值大部分高于实测数据；而在轮毂两端位置处，Jensen-Gaussian 模型则低估了尾迹速度。这一偏差可能是源于 Jensen-Gaussian 模型对尾流速度亏损分布的假设与实际风场特征存在一定偏差，导致在不同位置处的预测出现了相应误差。但可以根据风场的实际情况调节参数，改变高斯分布的形态以降低预测误差。Gaussian 模型在近尾流区的预测精度较高，整体与实测数据基本一致，但在远尾流区对尾迹速度预测普遍偏高；2DCLE 模型在近尾流区对于轮毂中心附近速度的预测普遍低于实际值，而在 x=4D 和 6D 位置的整体预测效果与实测数据较为吻合；3DCOU 模型在轮毂中心位置附近的风速预测值始终高于实测数据，在轮毂两端的风速预测始终低于实测风速；偏航尾迹模型的整体预测效果最差，其预测数据均高于实际值。

采用均方根误差公式计算：

$$\delta_{\mathrm{RSME}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{v_{i,p}-v_{i,m}}{v_{i,m}}\right)^2} \tag{17}$$

式中：$v_{i,p}$ 为预测速度；$v_{i,m}$ 为实测速度；n 为数据点个数。



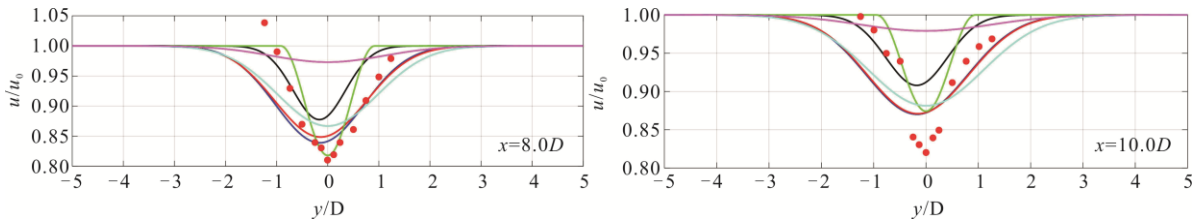


图 4 下游 6 处位置的尾流速度预测水平剖面

Fig.4 Predicted horizontal profiles of wake velocity at six locations downstream

表 2 和表 3 为各模型在下游 6 处位置尾流速度预测的平均误差统计结果。数据显示，优化后的 Jensen-Gaussian 模型精度最高，平均误差小于其他模型，且该模型在远尾流区（x=6D、8D、10D）的误差小于近尾流区（x=2D、3D、4D），表明其对远尾流区的预测精度更高。综上，Jensen-Gaussian 模型具有最高的精度和准确性。

表 2 各模型在下游 6 处位置尾流速度预测的平均误差 单位：%

Tab.2 The average errors of each model at six downstream positions

模型	原 J-G 尾流模型	优化后 J-G 尾流模型	高斯尾流模型	2DCLE 模型	偏航尾迹模型	3DCOU 模型
x=2D	8.18	4.18	7.15	11.17	23.08	15.77
x=3D	7.01	3.02	4.55	9.19	15.52	10.07
x=4D	6.17	1.30	5.19	8.16	16.54	8.92
x=6D	5.97	2.50	4.88	5.72	13.61	7.87
x=8D	5.47	0.93	4.55	5.50	10.35	5.85
x=10D	6.08	0.41	4.95	6.15	8.46	5.66
平均值	6.48	2.06	5.21	7.65	14.60	9.02

表 3 各模型在下游 6 处的均方根误差对比

Tab.3 Comparison of root mean square errors of each model at six downstream positions

模型	原 J-G 尾流模型	优化后 J-G 尾流模型	高斯尾流模型	2DCLE 模型	偏航尾迹模型	3DCOU 模型
x=2D	0.108 2	0.053 8	0.098 4	0.087 1	0.196 7	0.115 2
x=3D	0.065 9	0.047 2	0.057 6	0.071 7	0.149 7	0.072 4
x=4D	0.051 6	0.027 5	0.062 4	0.069 6	0.147 0	0.064 7
x=6D	0.045 9	0.026 2	0.061 3	0.056 1	0.134 5	0.057 9
x=8D	0.040 8	0.029 9	0.047 9	0.049 2	0.104 6	0.045 9
x=10D	0.040 6	0.030 5	0.049 0	0.049 2	0.093 5	0.044 8
平均值	0.058 8	0.035 9	0.062 8	0.063 8	0.137 7	0.066 8

2.2 Nibe 风电场实测数据验证

在 Nibe 风电场实测数据验证中，选取轮毂高度处 x=4.0D、7.5D 2 个下风位置，对 Jensen-Gaussian 尾流模型和其他尾流模型的预测性能与实测数据进行对比。表 4、表 5 和图 5 为下游 2 处位置的尾流速度预测水平剖面的平均误差数据。由表 4、表 5 和图 5 可见：Gaussian 模型拟合效果较好，x=4.0D、7.5D 2 处的平均误差分别为 6.59%、5.89%，RMSE 对应为 0.063 54、0.049 62，但在轮毂中心两侧严重低估尾流速度；2DCLE 模型在轮毂中心预测值低于实测风速，两侧区域高于实测值；3DCOU 模型在轮毂中心附近预测值偏高，在两侧区域预测值也略高于实测值；偏航尾迹模型在 2 处位置的预测值均显著高于实测数据，偏差最大；偏航尾迹模型偏差最大，x=4.0D、7.5D 处平均误差分别为 11.84%、8.83%，RMSE 达 0.104 16、0.072 02，其针对偏航工况的校正逻辑在非偏航工况下存在冗余，无法适配对称尾流分布的预测需求。Jensen-Gaussian 模型在 x=4.0D 位置的轮毂中心附近预测值偏高，两端侧偏低。推测是因模型对近尾流区复杂流动的假设与计算方法未能完全匹配实际风场特性所致；在 x=7.5D 位置的右尾流边界处存在低估尾迹速度的情况，可能源于模型对尾流扩散过程中边界区域的处理方式不够完善，未准确考

虑到边界气流与周围环境的复杂相互作用。总体而言，参数优化后的 Jensen-Gaussian 模型的预测结果与实测数据的拟合效果更优，性能优于其他模型。但该模型仍存在一定的改进空间，在某些特定位置或工况下，模型预测值与实测值之间仍存在不可忽视的偏差，这需要进一步深入研究模型结构和参数设置，以实现更精准的尾迹中心线速度亏损预测。

表 4 各模型在下游 2 处位置尾流速度预测的平均误差　　单位：%

Tab.4 The average errors of each model at two downstream positions

模型类别	原 J-G 尾流模型	优化后 J-G 尾流模型	高斯尾流模型	2DCLE 模型	偏航尾迹模型	3DCOU 尾流模型
x=4.0D	6.42	2.31	6.59	7.83	11.84	7.90
x=7.5D	4.71	0.62	5.89	6.40	8.83	9.65
平均值	5.57	1.47	6.24	7.12	10.34	8.77

表 5 各模型在下游 2 处均方根误差对比

Tab.5 Comparison of root mean square errors of each model at two downstream positions

模型类别	原 J-G 尾流模型	优化后 J-G 尾流模型	高斯尾流模型	2DCLE 模型	偏航尾迹模型	3DCOU 尾流模型
x=4.0D	0.073 10	0.030 34	0.063 54	0.071 72	0.104 16	0.089 95
x=7.5D	0.029 8	0.029 76	0.049 62	0.067 02	0.072 02	0.051 61
平均值	0.051 5	0.030 05	0.056 59	0.069 37	0.088 09	0.070 78

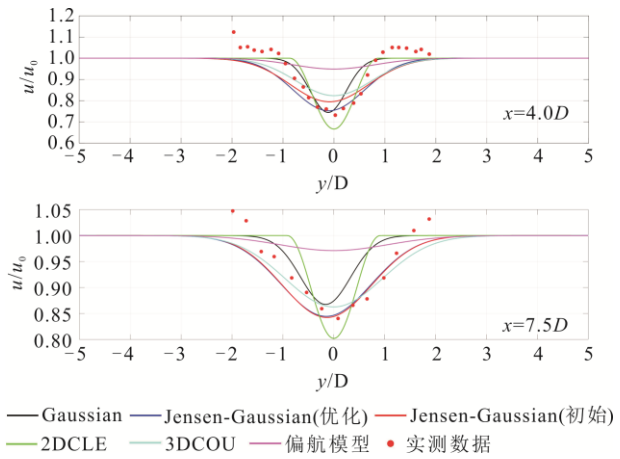


图 5 下游 2 处位置的尾流速度预测水平剖面

Fig.5 Predicted horizontal profiles of wake velocity at two locations downstream

3 结　论

本文以提升风力机尾流模型预测精度，支撑风电场高效运行为目标，围绕 Jensen-Gaussian 尾流模型的构建、参数优化与验证开展研究，基于实测数据与理论推导得出以下结论。

1）基于经典 Jensen 尾流模型的线性尾流膨胀假设与高斯概率密度函数的速度亏损分布特性，推导建立了 Jensen-Gaussian 尾流模型，并结合尾迹湍流强度模型构建尾流膨胀系数与湍流强度的定量关联式。通过风电场实测数据，梯度下降算法经 6 次迭代优化得到模型关键参数最优值，验证了优化后模型在不同规格风机、不同环境条件下描述尾流速度分布的普适性。

2）相较于文中选取的其他尾流模型，优化后的 Jensen-Gaussian 尾流模型突破了传统模型将尾流膨胀系数设为固定值的局限，可通过湍流强度动态校正该系数。在浙江风电场验证参数优化后的模型，在远尾流区的平均误差为 1.28%，下游 6 处位置的平均误差为 2.06%；在 Nibe 风电场验证中，优化参数后的模型在近尾流区（x=4.0D）和远尾流区（x=7.5D）的平均误差分别为 2.31%和 0.62%，均小于其他模型误差，进一步证明了模型在远尾流区域具有更高的预测精度。

3）优化后的 Jensen - Gaussian 尾流模型对于尾流区域的风速分布具有较高的预测精度，可为风电场布局优化和尾流控制提供依据和参考。但研究中发现模型存在几处局限：一是未考虑偏航角对尾流偏转特性的影响，当前验证均基于风向与风机排布方向一致的工况，假设尾流呈对称分布，而实际风场中偏航状态下的非对称尾流分布无法精准预测，后续实验可以结合偏航尾迹模型的校正逻辑，建立考虑偏航角的 Jensen-Gaussian 扩展模型；二是实测数据覆盖的风况范围有限，本文验证数据中仅涵盖中等风速和中等湍流强度的常规风况，未包含极端风速（如大于 15 m/s）、强湍流（如湍流强度大于 15%）等复杂场景，对这类工况下模型的预测性能暂无法验证，未来需补充极端风况下的风电场实测

数据或风洞试验数据，进一步验证模型的适用性；三是模型未考虑大气稳定性对尾流扩散的影响，这可能导致复杂气象条件下的预测误差增大，可以在后续研究中结合大气边界层理论，在模型中引入大气稳定性参数进行修正，建立多因素耦合的尾流膨胀系数关联式，进一步提升模型对复杂大气环境的适配性。

[参 考 文 献]

[1] Barthelmie R J, Hansen K, Frandsen S T, et al. Modelling and measuring flow and wind turbine wakes in large wind farms offshore[J]. Wind Energy: An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology, 2009, 12(5): 431.

[2] 胡丹梅, 霍能萌, 杨官奎, 等. 风向变化对风力机尾流影响的数值分析[J]. 动力工程学报, 2017, 37(1): 60.
Hu D M, Huo N M, Yang G K, et al. Numerical analysis of wind turbines at varying wind directions[J]. Journal of Power Engineering, 2017, 37(1): 60.

[3] Behnood A, Gharavi H, Vahidi B, et al. Optimal output power of not properly designed wind farms, considering wake effects[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 63: 44.

[4] Bastankhah M, Porté-Agel F. A new analytical model for wind-turbine wakes[J]. Renewable Energy, 2014, 70: 116.

[5] Ishihara T, Qian G W. A new Gaussian-based analytical wake model for wind turbines considering ambient turbulence intensities and thrust coefficient effects[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2018, 177: 275.

[6] Gao X, Yang H, Lu L. Optimization of wind turbine layout position in a wind farm using a newly-developed two-dimensional wake model[J]. Applied Energy, 2016, 174: 192.

[7] Ge M, Wu Y, Liu Y, et al. A two-dimensional Jensen model with a Gaussian-shaped velocity deficit[J]. Renewable Energy, 2019, 141: 46.

[8] Wang M, Zhang M, Zhao L, et al. A wake prediction framework based on the MOST Gaussian wake model and a deep learning approach[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2024, 255: 105952.

[9] Cheng Y, Zhang M, Zhang Z, et al. A new analytical model for wind turbine wakes based on Monin-Obukhov similarity theory[J]. Applied Energy, 2019, 239: 96.

[10] Frandsen S, Barthelmie R, Pryor S, et al. Analytical modelling of wind speed deficit in large offshore wind farms[J]. Wind Energy: An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology, 2006, 9(1/2): 39.

[11] Tian L, Zhu W, Shen W, et al. Development and validation of a new two-dimensional wake model for wind turbine wakes[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2015, 137: 90.

[12] Xie S, Archer C. Self-similarity and turbulence characteristics of wind turbine wakes via large-eddy simulation[J]. Wind Energy, 2015, 18(10): 1815.

[13] Jensen N O. A note on wind generator interaction[M]. Risø National Laboratory, 1983: 3.

[14] Shapiro C R, Gayme D F, Meneveau C. Modelling yawed wind turbine wakes: a lifting line approach[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2018, 841: R1.

[15] Howland M F, Dabiri J O. Influence of wake model superposition and secondary steering on model-based wake steering control with SCADA data assimilation[J]. Energies, 2020, 14(1): 52.

[16] Wang T, Cai C, Wang X, et al. A new Gaussian analytical wake model validated by wind tunnel experiment and LiDAR field measurements under different turbulent flow[J]. Energy, 2023, 271: 127089.

[17] Barthelmie R J, Jensen L E. Evaluation of wind farm efficiency and wind turbine wakes at the Nysted offshore wind farm[J]. Wind Energy, 2010, 13(6): 573.

[18] Guo N, Zhang M, Li B, et al. Influence of atmospheric stability on wind farm layout optimization based on an improved Gaussian wake model[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2021, 211: 104548.

[19] Tao S, Xu Q, Feijóo A, et al. Wind farm layout optimization with a three-dimensional Gaussian wake model[J]. Renewable Energy, 2020, 159: 553.

[20] Frandsen S T, Chacón L, Crespo A, et al. Measurements on and modelling of offshore wind farms[R/OL]. 1996-11-01. https://www.osti.gov/etdeweb/servlets/purl/434951.

[21] Shapiro C R, Bauweraerts P, Meyers J, et al. Model-based receding horizon control of wind farms for secondary frequency regulation[J]. Wind Energy, 2017, 20: 1261.

[22] 凌子焱, 赵振宙, 刘一格, 等. 风力机三维卷吸尾流模型的研究与验证[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(17): 6639.
Ling Z Y, Zhao Z Z, Liu Y G, et al. Study and validation of three-dimensional entrainment wake model for wind-turbine[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(17): 6639.

[23] Yang Q, Liu G, Qian Y. A yawed wake model to predict the velocity distribution of curled wake cross-section for wind turbines[J]. Ocean Engineering, 2024, 295: 116911.

[24] Tian L, Xiao P, Song Y, et al. An advanced three-dimensional analytical model for wind turbine near and far wake predictions[J]. Renewable Energy, 2024, 223: 120035.

[25] 龙海芳, 李正农, 潘月月. 基于二维代理模型的风力机尾流计算和风电场布局优化[J]. 太阳能学报, 2024, 45(2): 65.
Long H F, Li Z N, Pan Y Y. Calculation of wind turbine wake and optimization of wind farm layout based on two-dimensional proxy model[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(2): 65.

（责任编辑 杨嘉蕾）