

DOI: 10.16076/j.cnki.cjhd.2025.03.012

基于深度符号回归的漂浮式风力机尾流模型研究

刘明秋¹, 王金光², 叶茂坤¹, 万德成^{1*}

(1. 上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院 船海计算水动力学研究中心(CMHL), 上海 200240,
E-mail: dcwan@sjtu.edu.cn;
2. 中南勘测设计研究院有限公司, 长沙 410027)

摘要: 近年来, 海上漂浮式风力机技术迅速发展, 许多国家正在筹建海上漂浮式风电场。研究漂浮式风力机的尾流模型对减小尾流效应、优化风电场布局至关重要。现有的尾流模型大多只适用于固定式风力机, 而漂浮式风力机平台的运动会显著影响其尾流特性。因此, 有必要针对漂浮式风力机提出新的尾流模型。该文采用深度符号回归方法研究漂浮式风力机的尾流模型。首先, 利用大涡模拟耦合非稳定致动线的方法模拟纵荡运动下的漂浮式风力机, 获取尾流速度场数据, 求解器为课题组开发的 FOWT-UALM-SJTU 求解器。随后, 使用深度符号回归方法训练得到了尾流模型的表达式。最后, 对提出的尾流模型进行验证, 发现其尾流区域速度亏损的均方误差为 0.002 92, 平均相对误差为 11.93%。结果表明, 该模型能够有效地预测纵荡运动下漂浮式风力机尾流区域的边界与速度分布。

关键词: 漂浮式风力机; 尾流模型; 深度符号回归; 数值模拟

中图分类号: TK8

文献标志码: A

Study of Floating Offshore Wind Turbine Wake Model Based on Deep Symbolic Regression

Liu Mingqiu¹, Wang Jinguang², Ye Maokun¹, Wan Decheng^{1*}

(1. Computational Marine Hydrodynamics Lab (CMHL), School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Zhongnan Engineering Corporation Limited, Changsha 410027, China)

Abstract: In recent years, offshore floating wind turbine technology has developed rapidly, and many countries are planning to establish offshore floating wind farms. Studying the wake model of floating offshore wind turbines is crucial for reducing the wake effect and optimizing wind farm layouts. Most existing wake models are only applicable to fixed offshore wind turbines, while the motion of floating offshore wind turbine platforms significantly affects their wake characteristics. Therefore, it is necessary to propose new wake model specifically for floating offshore wind turbines. In this study, a wake model of floating offshore wind turbines is investigated by using the deep symbolic regression method. Firstly, the wake velocity field data are obtained by simulating the surge motion of a floating offshore wind turbine using large eddy simulation coupled with the unsteady actuator line method, using the FOWT-UALM-SJTU solver developed by our research group. Subsequently, the wake model expression is derived through training with the deep symbolic regression method. Finally, the proposed wake model is validated, and it is found that the mean square error of the velocity deficit in the wake area is 0.002 92, and the average relative error is 11.93%. The results demonstrate that the model can accurately predict the boundary and velocity distribution in the wake region of a floating wind turbine under surge motion.

Key words: Floating offshore wind turbine; Wake model; Deep symbolic regression; Numerical simulation

收稿日期: 2024-12-22 **修改稿收到日期:** 2025-03-01

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(52131102)

作者简介: 刘明秋(1998—), 男, 博士研究生。

0 引言

随着化石能源的消耗以及环境的恶化,许多国家开始大力发展可再生能源。风能因其具有无污染、可再生和分布广泛等优点,在世界范围内得到了广泛的发展^[1]。风能的应用可以分为陆上风电和海上风电。相比于陆上风电,海上风电具有较高的风速、较长的年工作时间,并且不占用土地资源^[2],因此越来越多的国家开始发展海上风电。在海洋环境中,深远海的风资源要显著优于近岸环境,随着漂浮式风机技术的发展,向深远海发展风电场逐渐成为可能^[3]。

在风电场的建设过程中,尾流效应评估是风电场布局设计和发电量预估的重要步骤。在风电场中,来流的风经过风机后,其风速明显降低,湍流强度增加,这一现象称为尾流效应。在风电场中,风速的降低会导致总输出功率的降低,降低比例最高可达20%^[4]。此外,湍流强度的增加会给下游风力机增加不稳定的有害荷载,降低其使用寿命^[5]。为了降低尾流效应的影响,一般采用尾流模型重构风电场的尾流结构,进而优化风电场布局^[6]。目前,常用的尾流模型有Jensen模型^[7]和Bastankhah-Porté-Agel模型^[8],但这些模型只适用于固定式风机。漂浮式风力机的平台运动会影响尾流与大气边界层湍流的混合效应,进而影响尾流区域的速度分布^[9]。因此,有必要开发适用于漂浮式风力机的尾流模型,用于漂浮式风电场的布局优化。漂浮式风力机平台有6个自由度(纵荡、横荡、垂荡、横摇、纵摇、艏摇)的运动,其中纵荡和横摇是最值得关注的2个运动。Fontanella等^[10]研究表明,纵荡会引起风力机推力的变化,进而影响近尾流区的速度分布,并且会导致轴向尾流速度同频振荡。这种影响会延伸到远尾流区域,增大尾流速度的波动和蜿蜒现象^[11]。此外,Kleine等^[12]研究发现,风力机的尾流区域速度分布会随着漂浮式风力机运动的频率和幅值的变化而变化。随着运动频率和幅值增加,尾流区域湍流的不稳定性会加剧运动引起的扰动,导致尾流区域速度波动的增加,并加速尾流速度的恢复^[13-14]。

传统的风力机尾流研究主要依赖于现场实测、风洞试验和计算流体力学(CFD)方法。近年来,

机器学习的发展为风力机尾流的研究提供了新的可能。研究人员利用人工神经网络、支持向量机和梯度增强等机器学习算法来预测尾流区域的速度亏损和湍流强度^[15]。此外,Gajendran等^[16]利用符号回归训练得到了偏航情况下的尾流模型。

现有尾流模型的研究主要集中在固定式风力机,对漂浮式风力机的研究较少。此外,传统的尾流研究方法成本较高,需要消耗较大的资源。相比之下,采用数据驱动方法能够减少计算资源的消耗,并保持较高的精度。在现有研究的基础上,本研究采用深度符号回归方法,结合大涡模拟(Large Eddy Simulation, LES)方法,提出纵荡运动下漂浮式风力机的尾流模型。与其他机器学习方法的黑箱模型相比较,验证本文采用深度符号回归方法得到显式公式的可解释性。数据驱动与CFD方法相结合能够很好地平衡资源消耗与精度需求,本文可为漂浮式风力机的尾流建模提供有价值的解决思路。

1 数据驱动方法

1.1 符号回归

符号回归(Symbolic Regression)是一种监督学习类别的机器学习方法。不同于传统的回归方法(如线性回归和逻辑回归),符号回归不仅估计特定模型参数,还能在可能的数学表达式中找到最适合拟合数据的模型。相比于其他机器学习方法的“黑箱模型”,符号回归能够得到显示的表达式,因此在研究解析尾流模型中具有独特的优势。符号回归解决的问题定义为^[17]:

①给定数据集 $B = \{(x_n, y_n)\}_{n=1}^N$, 其中 $x_n \in \mathbb{R}^d$ 为输入, d 为数据集维度, $y_n \in \mathbb{R}$ 为输出, N 为输入数据点个数, n 为数据编号;

②定义 H 作为函数映射 $h: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 的集合;

③定义损失函数 $l(h) = \sum_{n=1}^N l[h(x_n), y_n]$;

④寻找表达式 $h \in H$ 使得损失函数最小。

在定义集合 H 时,需要人为指定一个包含数学运算符、数学函数和变量的库,集合 H 包含了库中元素组合形成的所有函数。表达式 h 在计算机编程中通常表示为树状结构,例如表达式 $h(x) = x_1 x_2 - 2x_3$ 可

以表示为图1所示的树状结构。图1(a)是传统的一元二进制表达式树, 通过从上到下、从左到右遍历二进制树, 可以得到序列形式的表达式树, 如图1(b)所示。2种表示形式本质上是相同的, 适用于不同的算法。

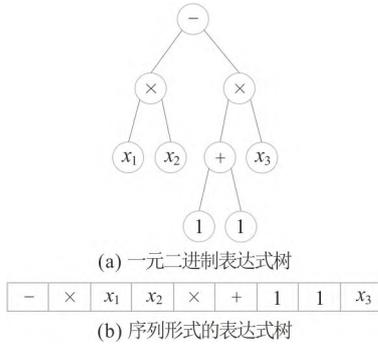


图1 表达式树状结构

Fig.1 Expression tree structure

符号回归问题可以通过多种算法解决, 早期的算法包括基于遗传编程的算法, 这也是目前应用最广的一种^[18]。近年来, 随着深度学习的发展, 研究者们提出了基于深度学习的算法, 这些算法被证明在许多场景的性能优于遗传编程^[18]。本文采用的是基于深度学习的算法。

1.2 基于循环神经网络的深度符号回归

本文采用Petersen等^[19]提出的基于循环神经网络 (Recurrent neural network, RNN) 的符号回归算法。在该算法中, 表达式树状结构采用序列形式, 循环神经网络按照顺序输出符号并组成表达式 τ 。在完成一次表达式的采样后, 需评估该表达式的适应性。遗传编程符号回归的适应性评估一般采用标准化的均方根误差 δ_{NRMSE} , 其定义为 $\delta_{\text{NRMSE}} = \frac{1}{\sigma_y} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2}$, 其中 σ_y 为标准差, y_n 为真实值, \hat{y}_n 为预测值。为了约束适应性评估函数的值, 该算法采用的适应性评估函数为 $R(\tau) = 1 / (1 + \delta_{\text{NRMSE}})$ 。需要注意的是, 适应性评估函数对于循环神经网络中的参数不可微。因此, 不能采用深度学习中常用的梯度下降法来训练神经网络, Petersen等^[19]采用强化学习中的蒙特卡洛采样方法来计算梯度并训练循环神经网络, 从而得到最佳的表达式。

标准强化策略梯度的训练目标是将评估函数 (奖励) 的平均值最大化, 而符号回归问题的目标是找到最佳的表达式, 不需要优化平均值。因此, Petersen等^[19]提出了风险追求型策略梯度, 该方法需要定义一个参数 ε , 将训练目标变为将最优的 $(1 - \varepsilon)\%$ 表达式奖励的期望最大化。新的训练目标定义为

$$J_{\text{risk}}(\zeta; \varepsilon) = E_{\tau \sim p(\tau|\zeta)} [R(\tau) | R(\tau) \geq R_\varepsilon(\zeta)] \quad (1)$$

式中: J_{risk} 为学习目标; ζ 为循环神经网络的参数; $E_{\tau \sim p(\tau|\zeta)}$ 为期望; R_ε 为奖励。基于循环神经网络的深度符号回归基本流程如图2所示, 该算法的主要超参数为数学运算符, 具体的超参数设置将在第3节阐述。

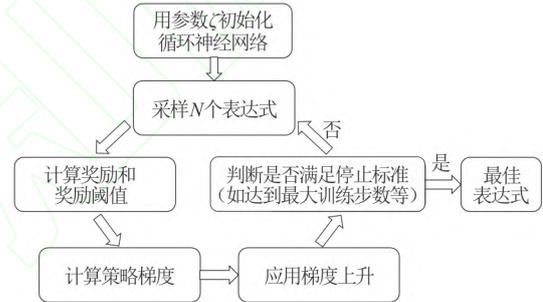


图2 基于循环神经网络的深度符号回归的基本流程
Fig.2 The basic process of deep symbolic regression based on RNN

2 数据获取方法

2.1 大涡模拟

大涡模拟是计算流体力学方法中的一种, 主要被用于研究湍流流动。在大涡模拟中, 大尺度的涡被直接求解, 而较小尺度的涡则利用亚格子模型来代替。涡的尺度是由空间滤波器划分的, 滤波器的尺寸是3个方向上网格长度的乘积。过滤后的不可压缩连续方程和动量方程 (考虑了风力机施加的力、科里奥利力和浮力) 为

$$\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_i} = 0 \quad (2)$$

$$\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial t} + \frac{\partial (\bar{u}_i \bar{u}_j)}{\partial x_j} = -\frac{\partial \bar{p}}{\partial x_i} - \frac{\partial \tau_{ij}^D}{\partial x_j} - \frac{1}{\rho_0} \frac{\partial p_0(x, y)}{\partial x_i} +$$

$$\frac{1}{\rho_0} F_i + g \left(\frac{\bar{\xi} - \xi_0}{\xi_0} \right) \delta_{i3} - \varepsilon_{i3k} f_C \bar{u}_k \quad (3)$$

式中：上标“—”为空间解析分量；下标“ i ”、“ j ”和“ k ”为坐标方向； t 为时间； u 为风速； x 和 y 为水平坐标； τ_{ij}^D 为风应力张量的偏差部分； p_0 为静态压力； ρ_0 为参考空气密度； F_i 为由风力机施加的力； g 为重力加速度； \hat{p} 为修正压力， $\hat{p} = (\bar{p} - p_0 + \rho g z) / \rho + \tau_{kk} / 3$ ，其中 \bar{p} 为平均压力， ρ 为空气密度， z 为轴向坐标， τ_{kk} 为应力张量的迹； $\bar{\xi}$ 为解析位温； ξ_0 为参考温度，300 K； δ_{i3} 为克罗内克符号； ε_{i3k} 为交替单位张量； f_C 为科里奥利参数。基于Smagorinsky亚格子模型^[20]， τ_{ij}^D 的定义为

$$\tau_{ij}^D = -2(c_s \Delta)^2 |\bar{S}| \bar{S}_{ij} \quad (4)$$

式中： c_s 为Smagorinsky常数； \bar{S}_{ij} 为过滤后的应变率张量， $\bar{S}_{ij} = (\partial \bar{u}_i / \partial x_j + \partial \bar{u}_j / \partial x_i) / 2$ ； $|\bar{S}|$ 为应变率张量的范数， $|\bar{S}| = \sqrt{2 \bar{S}_{ij} \bar{S}_{ij}}$ 。关于控制方程更多的细节可以参考Zheng等^[21]的文章。

2.2 非稳定致动线模型

本研究采用致动线模型^[22]来模拟风力机对流场的作用。致动线模型将风力机叶片简化为一系列联系分布的致动点，每个致动点代表叶片上的一小段元素，并通过在叶片元素附近施加体积力来模拟叶片与流场的相互作用。该方法具有很多优势，其不直接模拟叶片的几何形状和表面，需要的计算成本较低，且能准确模拟风力机的尾流结构。因此，致动线模型在CFD中被广泛应用，特别是与大涡模拟方法耦合，可以用于研究风力机的气动性能和尾流特性。

传统的致动线模型适用于固定式的风力机，模拟漂浮式风力机需要对致动线模型进行优化。本文采用非稳定致动线模型，在传统致动线模型的基础上，考虑了平台运动对致动点速度的影响，从而能准确计算漂浮式风力机致动点上的体积力。具体来说，非稳定致动线将传统致动线模型中的致动点相

对速度进行了修正，以反映平台平移和旋转运动的影响，如图3所示。图中， F 为致动点上体积力， F_L 和 F_D 为升力和阻力， θ 为切向坐标， U_θ 和 U_z 为入流风速的切向和轴向分量， Ω 为转子转速， U_M 为平台运动引起的附加速度， $U_{M,\theta}$ 和 $U_{M,z}$ 为附加速度在轴向和切向分量， α 为攻角， γ 为辅助角， ϕ 为对流角。致动点的相对风速 U_{rel} 定义为

$$U_{rel} = U_\theta - \Omega r + U_z + U_M \quad (5)$$

式中： r 为转子半径。

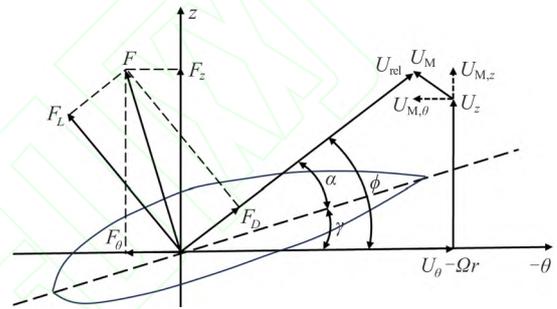


图3 叶片元素的速度矢量图

Fig.3 Velocity vector diagram of blade elements

致动点的体积力是利用叶素理论计算得到的，非稳定致动线采用修正后的相对风速计算气动升力和阻力，其表达式为

$$F = (F_L, F_D) = \frac{1}{2} \rho U_{rel}^2 c dr (C_L e_L + C_D e_D) \quad (6)$$

式中： c 为弦长； dr 为叶片元素的宽度； C_L 和 C_D 为升力系数和阻力系数； e_L 和 e_D 为升力和阻力的单位矢量。

本文使用高斯核函数的方法对体积力进行平滑处理，并将其添加到流场中，用于表示风力机对流场施加的力。非稳定致动线能准确模拟漂浮式风力机的气动性能^[17,23-24]，更多细节可参考Cheng等^[17]的研究。

2.3 数值模拟设置

本文采用大涡模拟与非稳定致动线耦合的方法模拟漂浮式风力机，求解器为FOWT-UALM-SJTU^[17]。风力机模型采用NREL 5 MW，其转子直

径 $D = 126 \text{ m}$, 轮毂高度为 90 m , 额定风速为 11.4 m/s , 更多细节可以参考文献[25]。模拟工况为风力机额定运行, 入流风速 $U_\infty = 11.4 \text{ m/s}$, 叶尖速比 $\lambda = 7$ 。入流条件设置为理想的均匀入流。

计算域设置为一个长方体区域, 其尺寸 $L_x \times L_y \times L_z = 11D \times 3D \times 3D$, 如图4所示。坐标原点设置在风力机轮毂重心处, 长方体的坐标最小值顶点为 $(-126, -189, -189)$, 最大值顶点为 $(1260, 189, 189)$ 。侧面边界条件设置为 `symmetryPlane`, 顶部、入口和出口边界条件设置为 `patch`, 底部边界条件设置为 `wall`。初始的网格尺寸为 $8 \text{ m} \times 8 \text{ m} \times 8 \text{ m}$, 随后对网格进行2次加密。加密区域均为长方体区域, 第一次加密区域的坐标最小值顶点为 $(-60, -120, -120)$, 最大值顶点为 $(1260, 120, 120)$ 。第二次加密区域的坐标最小值顶点为 $(-30, -90, -90)$, 最大值顶点为 $(1260, 90, 90)$ 。加密后的网格尺寸为 $2 \text{ m} \times 2 \text{ m} \times 2 \text{ m}$, 网格数量共计560万, 如图5所示。网格收敛性研究和求解器验证可以参考Li等[24]的文章。模拟的总时间为 1000 s , 时间步长为 0.02 s 。

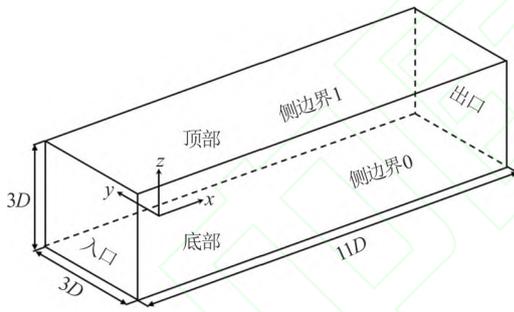


图4 计算域示意图

Fig.4 Schematic diagram of the computing domain

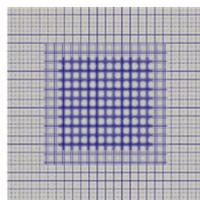
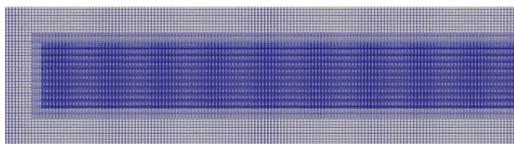
(a) 右视图 (yz 平面)(b) 截面图 (xz 平面)

图5 网格示意图

Fig.5 Mesh schematic diagram

设置风力机沿流向 (x 轴) 作简谐运动, 位移 $\delta_x = A \sin(\omega t)$, 其中 A 为幅值, ω 为频率。此外, 对幅值 A 和频率 ω 进行了无量纲化处理, 利用风力机直径 D 无量纲化幅值, 利用Strouhal数无量纲化频率, Strouhal数定义为 $Sr = \omega D / (2\pi U_\infty)$ 。本研究设置了不同幅值和频率的工况, 如表1所示。工况11模拟了一台固定式风力机, 用于研究漂浮式风力机和固定式风力机尾流结构的差异。

表1 工况设置
Table 1 Case setting

工况编号	A/D	Sr
1	0.01	0.10
2	0.01	0.50
3	0.01	1.00
4	0.02	0.10
5	0.02	0.50
6	0.02	1.00
7	0.04	0.10
8	0.04	0.50
9	0.04	1.00
10	0.05	1.25
11	0	0

3 结果分析

3.1 漂浮式风力机尾流分析

风力机的尾流结构在数值模拟过程中经历了一个从发展到稳定的过程。本文重点关注完全发展后的尾流, 选择模拟时间 $400 \sim 1000 \text{ s}$ 的相对稳定尾流进行研究。图6展示了固定式风力机与漂浮式风力机工况中风力机轮毂中心高度处水平面的时间平均流向速度 U_x 云图。从图中可以看出: 与固定式风力机 (工况11) 相比, 纵荡运动下漂浮式风力机的尾流在远尾流区的恢复速度更快; 对比不同漂浮式风力机工况结果可以看出, 随着运动频率的增加, 尾流的恢复速度也随之增加。

图7展示了固定式风力机与漂浮式风力机工况中风力机下游3个位置处垂直面 (yz 平面) 的时间平均流向速度云图。从垂直面的速度云图能更清晰地看到: 与固定式风力机相比, 在相同的下游距离处, 漂浮式风力机在垂直面的尾流扩散更大。这可能是因为较高的运动频率放大了运动引起的干扰, 使得尾流与自由流区域的湍流混合加快, 从而影响了远尾流区的演变。

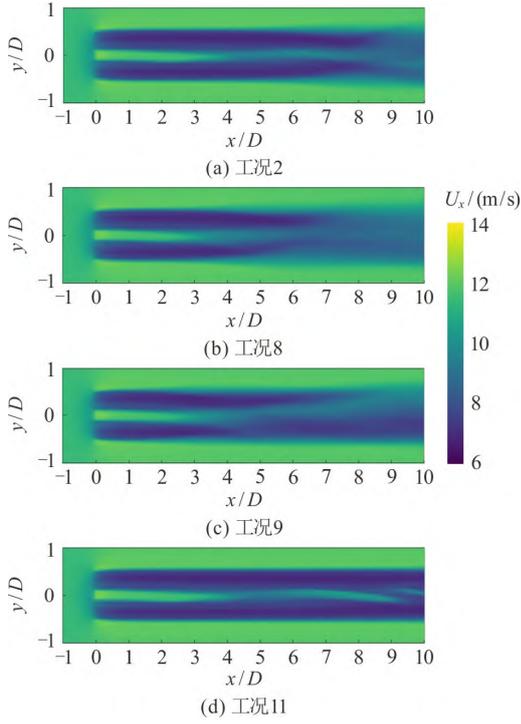


图6 轮毂中心高度处水平面时间平均流向速度云图
Fig.6 Time-averaged streamwise velocity contours on the horizontal plane at hub height

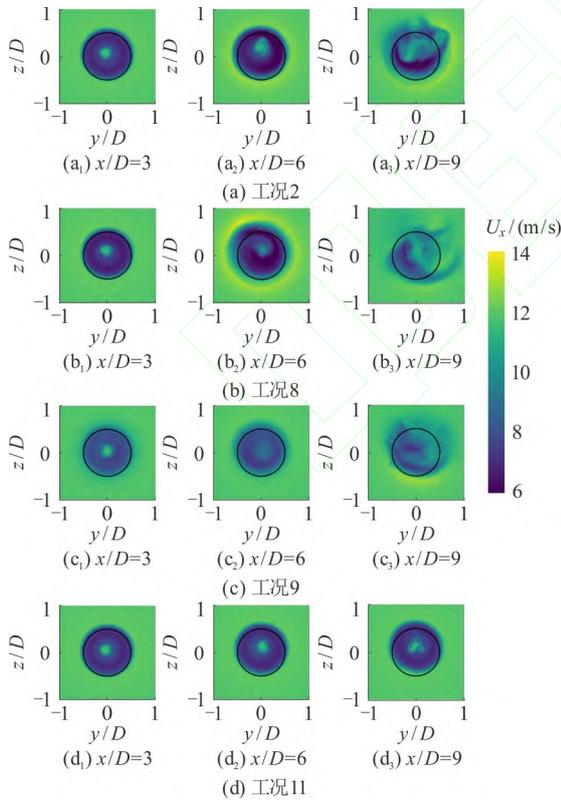


图7 风力机下游3个不同距离处垂直面时间平均流向速度云图

Fig.7 Time-averaged streamwise velocity contours on vertical planes located at three different downstream distances from the wind turbine

3.2 尾流模型训练与验证

本文主要研究适用于纵荡运动漂浮式风力机的尾流模型,在模型中考虑使用运动的幅值和频率来反映平台运动对尾流结构的影响。训练模型的输入参数包括坐标 x/D 、 y/D 、 A/D 以及 Sr , 输出参数为无量纲化的速度亏损 $\Delta U/U_\infty = (U_\infty - U)/U_\infty$, 其中 U 为尾流区域的流向风速。训练使用的优化器为adam, 学习率为0.001。符号回归中使用的数学符号包括加、减、乘、除、平方和指数。加、减、乘、除这4个基本运算建立了变量之间基本的依赖关系,平方和指数运算增加了表达式的复杂性,有助于描述空气动力学中的非线性关系。本研究选择工况1至工况9的风力机轮毂中心高度处水平面的时间平均流向速度亏损作为训练数据,仅保留远尾流区($x/D \geq 3$)的数据。首先,对所有参数进行无量纲化处理。之后,打乱数据顺序,这有助于避免序列偏差。最后,对数据进行归一化处理,有助于提高收敛速度,避免过大或过小的参数值带来的计算问题,加快收敛速度。归一化方法采用的是StandardScaler,该方法将数据的平均值和标准差分别调整为0和1。

在对数据进行预处理之后,将数据集按照8:2的比例分配为训练集和测试集,防止整个数据集过拟合,增加鲁棒性。此外,为防止表达式过于复杂,设置序列的最大长度为64。训练得到的尾流模型表达式为

$$\Delta U / U_\infty = x \cdot \exp(A) / \{3.33x + 3.33 \exp[155y^4 + 2y^2 |y| + 11.08y^2(0.41 - Sr)^2 - 40.54y^2]\} \quad (7)$$

深度符号回归方法是针对最优的 $(1 - \varepsilon)\%$ 表达式进行优化,每次迭代会输出多个表达式,图8展示了输出的表达式与对应的均方误差,图中红色圆点为本文选择的表达式。尽管一些表达式的误差更低,但其不符合物理实际(当参数取值变化时,会出现速度亏损为负的情况),因此本文选取了误差相对较低并且符合物理实际的表达式。误差的判断标准为均方误差,其等于均方根误差的平方。总体均方误差为0.003 57,单工况的最小均方误差为0.002 88,最大均方误差为0.004 07。图9展示了大

涡模拟与模型预测的风力机轮毂中心高度处水平面的时间平均流向速度亏损云图。

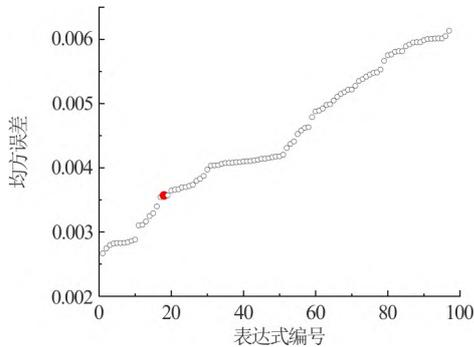


图8 各表达式的均方误差
Fig.8 Mean square error of each expression

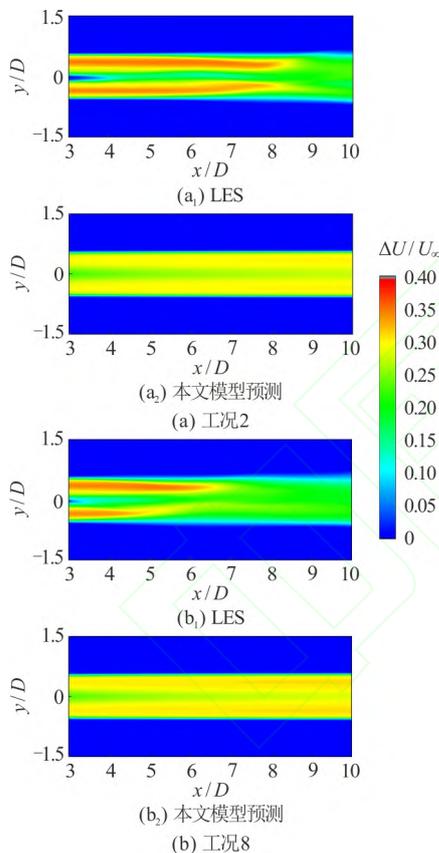


图9 轮毂中心高度处水平面上的时间平均流向速度亏损云图
Fig.9 Time-averaged streamwise velocity deficit contour on the horizontal plane at hub height

此外, 本文利用训练工况外的工况10验证模型。图10展示了验证工况的大涡模拟与模型预测的风力机轮毂中心高度处水平面的时间平均流向速度亏损云图。尾流区域速度亏损的均方误差为0.002 92, 平均相对误差为11.93%。从图9和图10中可以看出, 训练得到的尾流模型能够较为准确地预测尾流边

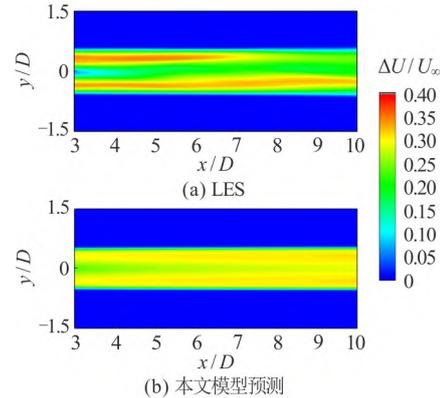


图10 验证工况的轮毂中心高度处水平面上的时间平均流向速度亏损云图

Fig.10 Time-averaged streamwise velocity deficit contour on the horizontal plane at hub height for the validation case

界, 但在预测尾流区内部, 特别是近尾流区的速度亏损分布仍存在一定误差。此外, 该模型能够反映出不同纵荡运动幅值和频率对尾流结构的影响。

4 结论

本文研究了纵荡运动的漂浮式风力机尾流结构, 采用FOWT-UALM-SJTU求解器模拟了具有不同幅值和频率纵荡运动的漂浮式风力机。结果表明, 随着纵荡运动频率的增加, 远尾流区的尾流半径增大, 尾流恢复速率提高。随后, 本文利用基于循环神经网络的符号回归方法训练得到了一个适用于纵荡运动漂浮式风力机的尾流模型, 并进行了验证, 尾流区域速度亏损的均方误差为0.002 92, 平均相对误差为11.93%。该模型能够反映纵荡运动频率和幅值对尾流结构的影响, 且能够有效预测纵荡运动下漂浮式风力机的尾流区域边界以及远尾流区的速度分布。

然而, 模型在近尾流区的部分存在较大误差, 且其在验证工况上的误差略大于训练工况上的, 表明其泛化性有待进一步提升。未来可在符号回归方法中融合物理知识, 以进一步提高尾流模型精度。此外, 在更复杂的入流条件以及其他运动自由度下预测漂浮式风力机的尾流结构仍有待进一步研究。

参 考 文 献:

- [1] Rohrig K, Berkhout V, Callies D, et al. Powering the 21st century by wind energy-Options, facts, figures [J]. *Applied Physics Reviews*, 2019, 6(3): 031303.
- [2] Li Y, Huang X, Tee K F, et al. Comparative study of

- onshore and offshore wind characteristics and wind energy potentials: A case study for southeast coastal region of China [J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2020, 39: 100711.
- [3] Chitteth R R, Desmond C, Judge F, et al. Floating wind turbines: marine operations challenges and opportunities [J]. *Wind Energy Science*, 2022, 7(2): 903-924.
- [4] Howland M F, Quesada J B, Martínez J J P, et al. Collective wind farm operation based on a predictive model increases utility-scale energy production [J]. *Nature Energy*, 2022, 7(9): 818-827.
- [5] Syed A H, Javed A, Feroz R M A, et al. Partial repowering analysis of a wind farm by turbine hub height variation to mitigate neighboring wind farm wake interference using mesoscale simulations [J]. *Applied Energy*, 2020, 268: 115050.
- [6] Hou P, Zhu J, Ma K, et al. A review of offshore wind farm layout optimization and electrical system design methods [J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2019, 7(5): 975-986.
- [7] Jensen N O Risø-M. 2411: A note on wind generator interaction [M]. Roskilde, Denmark: Risø National Laboratory, 1983.
- [8] Bastankhah M, Porté-agel F. A new analytical model for wind-turbine wakes [J]. *Renewable Energy*, 2014, 70: 116-123.
- [9] Ramos-garcía N, Kontos S, Pegalajar-jurado A, et al. Investigation of the floating IEA Wind 15 MW RWT using vortex methods Part I: Flow regimes and wake recovery [J]. *Wind Energy*, 2022, 25(3): 468-504.
- [10] Fontanella A, Zasso A, Belloli M. Wind tunnel investigation of the wake-flow response for a floating turbine subjected to surge motion [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2265(4): 042023.
- [11] Kopperstad K M, Kumar R, Shoele K. Aerodynamic characterization of barge and spar type floating offshore wind turbines at different sea states [J]. *Wind Energy*, 2020, 23(11): 2087-2112.
- [12] Kleine V G, Franceschini L, Carmo B S, et al. The stability of wakes of floating wind turbines [J]. *Physics of Fluids*, 2022, 34(7): 074106.
- [13] Li Z, Dong G, Yang X. Onset of wake meandering for a floating offshore wind turbine under side-to-side motion [J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2022, 934: A29.
- [14] Xu S, Zhuang T, Zhao W, et al. Numerical investigation of aerodynamic responses and wake characteristics of a floating offshore wind turbine under atmospheric boundary layer inflows [J]. *Ocean Engineering*, 2023, 279: 114527.
- [15] Purohit S, Ng E Y K, Fazil S A K I. Evaluation of three potential machine learning algorithms for predicting the velocity and turbulence intensity of a wind turbine wake [J]. *Renewable Energy*, 2022, 184: 405-420.
- [16] Gajendran M K, Kabir I F S A, Vadivelu S, et al. Machine learning-based approach to wind turbine wake prediction under yawed conditions [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(11): 2111.
- [17] Cheng P, Huang Y, Wan D. A numerical model for fully coupled aero-hydrodynamic analysis of floating offshore wind turbine [J]. *Ocean Engineering*, 2019, 173: 183-196.
- [18] Makke N, Chawla S. Interpretable scientific discovery with symbolic regression: A review [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(1): 2.
- [19] Petersen B K, Landajuela M, Mundhenk T N, et al. Deep symbolic regression: Recovering mathematical expressions from data via risk-seeking policy gradients [C]. *9th International Conference on Learning Representations*, Austria. 2021.
- [20] Smagorinsky J. General circulation experiments with the primitive equations: I. The basic experiment [J]. *Monthly Weather Review*, 1963, 91(3): 99-164.
- [21] Zheng J, Wang N, Wan D, et al. Numerical investigations of coupled aeroelastic performance of wind turbines by elastic actuator line model [J]. *Applied Energy*, 2023, 330: 120361.
- [22] Sørensen J N, Shen W Z. Numerical modeling of wind turbine wakes [J]. *Journal of Fluids Engineering*, 2002, 124(2): 393-399.
- [23] Ai Y, Wan D, Hu C. Effects of Inter-Turbines Spacing on aerodynamics for wind farms based on actuator line model [C]. *27th International Offshore and Polar Engineering Conference*, San Francisco, USA. 2017.
- [24] Li P, Cheng P, Wan D, et al. Numerical simulations of wake flows of floating offshore wind turbines by unsteady actuator line model [C]. *9th International Workshop on Ship and Marine Hydrodynamics*, Glasgow, UK. 2015.
- [25] Jonkman J, Butterfield S, Musial W, et al. Definition of a 5-MW reference wind turbine for offshore system development: NREL/TP-500-38060 [R]. USA: National Renewable Energy Laboratory, 2009.