

基于深度学习的风力机叶片气动优化方法研究

韩旭, 陈荣钱, 楼锦华, 柳家齐, 尤延铖

(厦门大学航空航天学院, 361005 厦门)

摘 要:针对传统计算流体力学方法在评估叶片气动性能时计算量大、耗时长的问题,提出了一种基于深度学习的风力机叶片气动优化方法。该方法首先通过构建基于多层感知器的翼型气动力快速预测模型,实现了对风力机翼型气动性能的快速优化,随后,结合叶素动量理论,建立了风力机叶片气动性能的快速计算方法,从而进行风力机叶片的外形优化研究。以某1.5 MW风力机为例,分别针对最大升阻比和年发电量进行了翼型优化和叶片外形优化。研究表明,基于多层感知器的翼型气动力预测模型在训练集和测试集上的总体预测准确率超过了99%,通过该方法优化后的风力机叶片,其功率系数提升了13.74%,年发电量提高了4.04%,证明了深度学习在风力机叶片气动优化领域的实用价值。

关键词:深度学习;风力机叶片优化;叶素动量理论;翼型优化

中图分类号:TK83; O355 **文献标志码:**A **DOI:**10.11776/j.issn.1000-4939.2026.01.003

文章编号:1000-4939(2026)01-0038-11 **CSTR:**32414.14.cjam.issn.1000-4939.2026.01.003

Research on the aerodynamic optimization of wind turbine blades using deep learning

HAN Xu, CHEN Rongqian, LOU Jinhua, LIU Jiaqi, YOU Yancheng

(School of Aerospace Engineering, Xiamen University, 361005 Xiamen, China)

Abstract: To address the challenges posed by traditional computational fluid dynamics methods, which are computationally demanding and time-consuming in evaluating blade aerodynamic performance, a novel aerodynamic optimization method for wind turbine blades is introduced, leveraging deep learning. First, this method establishes a rapid prediction model for aerodynamic forces on airfoils, utilizing multi-layer perceptrons, to facilitate rapid optimization of wind turbine airfoil performance. Subsequently, a rapid calculation methodology for wind turbine blade aerodynamic performance is formulated, incorporating blade element momentum theory, to enable the exploration of blade shape optimization. Using a 1.5 MW wind turbine as a case study, optimizations targeting both maximum lift-to-drag ratio and annual energy production are made for airfoil and blade shape optimizations, respectively. The results demonstrate that the airfoil aerodynamic force prediction model, grounded in multi-layer perceptrons, achieves an overall prediction accuracy of over 99% on both training and testing datasets. Notably, the optimized wind turbine

收稿日期:2024-01-07

基金项目:福建省科技计划对外合作项目(No. 2020I0004)

通信作者:陈荣钱,教授。E-mail: rqchen@xmu.edu.cn

引用格式:韩旭,陈荣钱,楼锦华,等. 基于深度学习的风力机叶片气动优化方法研究[J]. 应用力学学报, 2026, 43(1): 38-48.

HAN Xu, CHEN Rongqian, LOU Jinhua, et al. Research on the aerodynamic optimization of wind turbine blades using deep learning[J]. Chinese journal of applied mechanics, 2026, 43(1): 38-48.

blades exhibit a significant improvement of 13.74% in power coefficient and a 4.04% increase in annual energy production, thereby proving the practical significance and value of deep learning in the field of wind turbine blade aerodynamic optimization.

Key words: deep learning; wind turbine blade optimization; blade element momentum theory; airfoil optimization

随着清洁能源技术的不断发展,世界各国高度重视风能利用,积极推动风力发电技术的发展。在风力机中,叶片作为主要的能量转换组成部分,其性能对于风力机的高效运行至关重要。因此,开展风力机叶片的优化设计研究具有重要意义。

翼型是决定风力机叶片气动性能的重要因素^[1]。风力机叶片优化通常从翼型的优化设计开始。美国、荷兰、丹麦等发达国家研发了 NREL-S、DU、RisØ 等系列翼型^[2]。我国在风力机翼型设计方面起步较晚,如西北工业大学^[3]自主设计了 NPU-WA 兆瓦级和 NPU-MWA 多兆瓦级风力机翼型族,中国科学院工程热物理研究所^[4]采用反设计优化方法得到 CAS 翼型族等。气动优化是设计高质量风力机翼型的重要手段。FUGLSANG 等^[5]将计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)技术与优化方法结合,得到了适用于多种工况的 RisØ 系列翼型。ZHU 等^[6]将 XFOIL 作为气动计算工具,优化得到高功率系数的翼型族,并通过 CFD 模拟验证了优化翼型的气动特性。杨科等^[7]采用 CFD 模拟与优化算法,开展了高升阻比风力机翼型的多工况点优化研究。据亚平等^[8]利用 CFD 方法获得翼型气动性能,结合人工神经网络和遗传算法,对 FX63-167 风力机翼型进行优化研究。翼型优化中气动性能通常采用 CFD 模拟,反复迭代需要大量的计算时间,使得优化设计周期长。因此,迫切需要建立快速的风力机翼型优化方法,以推动风力机专用翼型的建设。

叶片的外形参数对风力机的功率特性等也有重要影响,叶片外形的优化变量一般为叶片各截面的弦长及扭角。FUGLSANG 等^[9]以风力机单位发电量的成本为目标函数对叶片的弦长及扭角进行优化,使得叶片的单位发电量成本降低了 3.5%。RAJAKUMAR 等^[10]对风力机叶片各截面的攻角、弦长、扭角等进行优化,使得叶片的功率系数实现较大提升。刘欢等^[11]基于粒子群算法,以风力机叶片的弦长和扭角为变量,优化得到年能量输出显著提高的叶片。胡超等^[12]对 NREL5MW 型海上风力机进行低风速下的叶片优化,叶片在扭角、弦长降低的基础上提升了功率。王昊等^[13]以 Wilson 优化方法所

得到的扭角修正值作为遗传算法优化中的输入量,对叶片的弦长重新搜索寻优,使得叶片的气动性能得到较大改善。国内关于风力机叶片的优化主要集中在翼型或叶片外形的优化,对于翼型与叶片外形的协同优化是风力机设计的重要课题之一,因此发展二维翼型与三维外形相结合的风力机叶片气动优化方法十分关键。

随着人工智能的发展,深度学习在叶轮机件的优化设计方面得到广泛应用。SEKAR 等^[14]基于深度卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),建立了翼型几何形状与气动数据之间对应的数据库,实现了翼型的反设计。刘凌君等^[15]利用 XFOIL 进行数值模拟,基于神经网络方法快速而高可信度地预测了翼型的气动力。陈晨铭等^[16]基于神经网络,用 CFD 方法得到升阻力系数代理模型,对某一特定工况下的翼型进行气动优化,实现升阻比的提高。因此,神经网络成为一种可替代 CFD 的快速预测方法^[17],在此基础上开展风力机叶片的优化设计,能显著减少计算量,大幅缩短叶片优化周期^[18]。

本研究提出了一种基于深度学习的风力机叶片优化设计方法,旨在提高计算效率并优化叶片性能。首先,本研究建立了基于深度学习的翼型气动特性预测模型,以及基于叶素动量理论(blade element momentum theory, BEM)的风力机气动特性预测模型,并对两种模型进行性能验证。在此基础上,本研究通过最大化升阻比来优化翼型,确保翼型展现出最佳气动性能,同时,为了提升风力机的整体性能,通过优化叶片外形来实现年发电量最大化。本研究以某 1.5 MW 风力机为研究对象,详细展示了基于深度学习的风力机叶片优化过程,通过与 CFD 结果对比,验证了本研究所提出优化方法的高效性。

1 风力机叶片气动特性快速预测方法

1.1 基于深度学习的翼型气动特性预测方法及验证

本研究采用类别/形状函数变换方法(class-

shape function transformation, CST) 对翼型形状进行参数化表达^[19], 该方法先通过类函数确定翼型类别, 再利用形函数确定翼型形状^[20], CST 方法的基本表达式为

$$\begin{cases} y_u = C_{N_2}^{N_1}(x)S_u(x) + xy_{te,u} \\ y_l = C_{N_2}^{N_1}(x)S_l(x) + xy_{te,l} \end{cases} \quad (1)$$

类函数定义为

$$C_{N_2}^{N_1}(x) = (x)^{N_1}(1-x)^{N_2} \quad (2)$$

形函数定义为

$$\begin{cases} S_u = \sum_{i=0}^{n_u} A_u(i)B_{n_u}^i(x) \\ S_l = \sum_{i=0}^{n_l} A_l(i)B_{n_l}^i(x) \end{cases} \quad (3)$$

其中: u, l 分别代表翼型上、下表面; x 表示翼型弦向坐标; y 表示翼型纵坐标; $C(x)$ 、 $S(x)$ 分别为类函数与形函数; $y_{te,u}$ 、 $y_{te,l}$ 为尾缘偏移量; N_1 、 N_2 为控制几何外形的参数; A 为形函数系数; B_n 为 Bernstein 多项式; n 为多项式阶数。

多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP) 模型是一种强大的人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 架构, 被构建以模拟生物电信号的传递方式, 在不同的神经节点之间通过连接进行信息的处理和理解。图 1 为单个神经元处理信号的方式, 其计算表达式为

$$y(x) = \sigma\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (4)$$

其中: $x_1, \dots, x_n$ 是输入的不同数据; w 和 b 是神经元连接之间的权重和偏置; $\sigma(\cdot)$ 表示非线性的激活函数, 使得每个神经元输出的信号都具有复杂的特征。一定数量的神经元可以构成一个神经元层, 每个 MLP 模型包括多层次的结构, 包括输入层、一个或多个隐藏层和输出层, 如图 2 所示。输入层的神经元数量等于输入变量的数量, 隐藏层一般用于提取输入特征的复杂形式, 输出层数量与所求解任务的目标数量保持一致。MLP 在每个神经元、每个神经网络层之间的可训练参数 (权重和偏置) 中进行前馈计算以将输入层的信号传递到输出层。MLP 学习的核心在于通过反向传播算法 (back propagation, BP) 调整权重和偏置, 使其具备解决问题的能力。

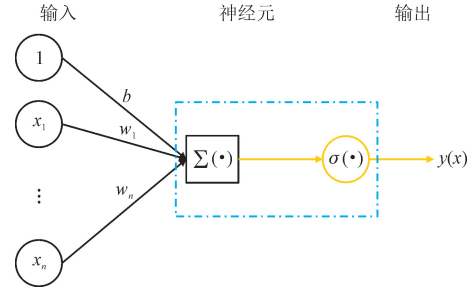


图 1 单个神经元结构

Fig. 1 Structure of a single neuron

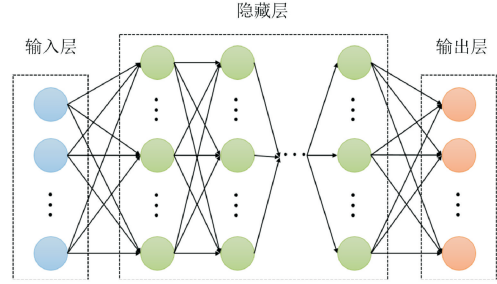


图 2 一般神经网络结构

Fig. 2 General structure of a neural network

对于风力机叶片, 其功率取决于来流风速、叶片数量、翼型的升阻力系数等, 因此, 在风力机翼型优化中, 主要关注升力系数和阻力系数。本研究采用 XFOIL 软件对风力机翼型进行气动计算, 获得翼型在不同马赫数和攻角下的升阻力系数, 建立大量的翼型几何与其气动数据一一对应的数据库。通过对样本集的训练, 建立基于 MLP 的翼型气动力系数预测模型, 模型输入为翼型的 CST 参数、马赫数和攻角, 输出为翼型在该状态下的升力系数 C_l 和阻力系数 C_d 。

本研究通过搭建 MLP 模型以实现风力机翼型气动力系数的预测。首先, 对 9 个基准翼型进行 CST 参数化, 通过 6 阶 Bernstein 多项式对翼型上下表面各 7 个控制点进行参数化表达, 将翼型外形转化为 14 个 CST 参数。鉴于翼型库可能存在翼型形状局限或样本数量不足的问题, 影响模型在不同工况下对未知翼型的预测精度, 因此, 本研究采用拉丁超立方采样 (latin hypercube sampling, LHS) 方法将每个参数的取值划分为若干等间隔的区间, 并在每个区间内选择样本, 确保在多维设计空间中生成均匀分布的样本。通过 LHS 方法, 得到基于 9 个基准翼型的 351 组 CST 参数, 构建了包含 360 组翼型数据的数据集, 为神经网络提供了一个包含翼型几何信息的样本学习库, 翼型的设计区域如图 3 所示。

为实现不同翼型在马赫数和攻角变化下的气动力系数预测, 本研究将马赫数的变化范围设定为 0

到 0.4, 攻角变化范围为 0° 到 25° , 以 0.04 的步长对马赫数进行采样, 以 0.5° 的步长对攻角进行采样, 采用 XFOIL 计算翼型的升阻力系数, 得到包含 201 960 个样本 (360 个翼型 $\times$ 11 个马赫数 $\times$ 51 个攻角) 的数据库, 为风力机翼型的气动优化提供了翼型几何形状与气动数据对应的数据库。

由于翼型 CST 参数属于几何参数, 而马赫数和攻角属于工况参数, 不属于同一类参数。因此, 本研究采用深层分支结构模型, 如图 4 所示, 图中数字表示当前层的神经元数量, SELU 表示 SELU 激活函数。模型训练时, 划分数据集为训练集和测试集, 其中训练集的样本数量为 163 666, 测试集的样本数量为 3 523, 初始学习率设置为 0.000 2, 每次训练的数

据批量设置为常规的 64。

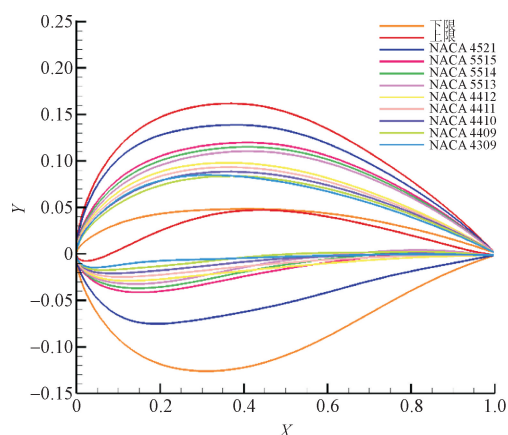


图 3 翼型形状设计范围

Fig. 3 Design range of airfoil shape

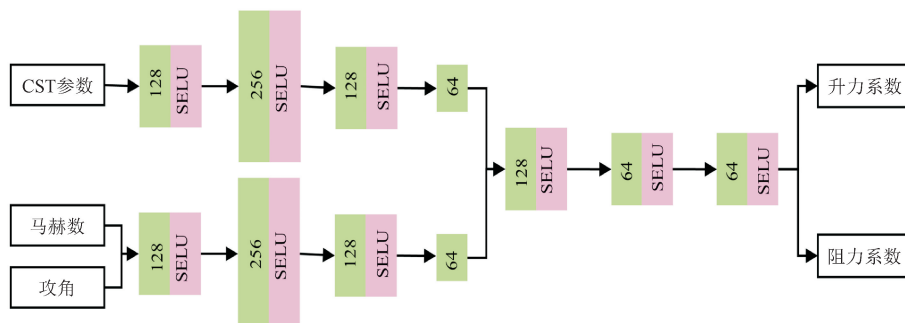


图 4 深层分支结构模型

Fig. 4 Deep branching structure mode

采用相对误差 L_1 计算样本的准确率

$$L_1(y_i, y_p) = \left\| \frac{y_i - y_p}{y_i} \right\| \times 100\% \quad (5)$$

其中: y_i 表示 XFOIL 计算的升阻力系数; y_p 表示模型预测的结果。

图 5 展示了 MLP 在 163 666 个训练集样本的表现, 横轴表示在不同马赫数和攻角下翼型阻力系数和升力系数的 MLP 模型预测值, 纵轴则是对应的

XFOIL 计算值, 可以明显看出, 大多数样本点聚集在 45° 斜线上, 预测值与计算值取得了良好的吻合, 表明该模型具备出色的预测能力。

图 6 展示了 MLP 在 3 523 个测试集样本的表现, 同样, 样本点主要聚集在 45° 斜线附近, 意味着该模型不仅在训练集上表现优异, 而且在测试集上同样准确, 进一步证明了本研究的 MLP 模型具有较强的泛化能力。

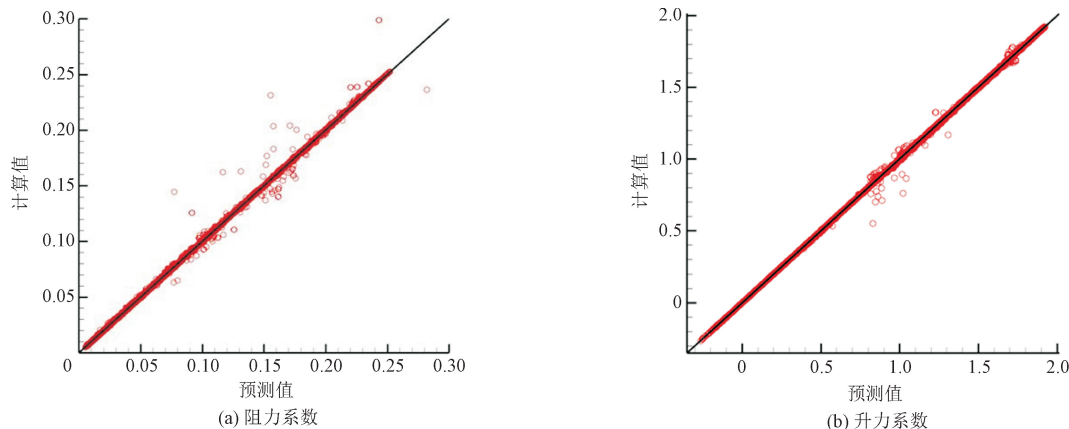


图 5 MLP 在训练集中预测值与计算值的对比

Fig. 5 Comparison of predicted values and calculated values in the training set for MLP

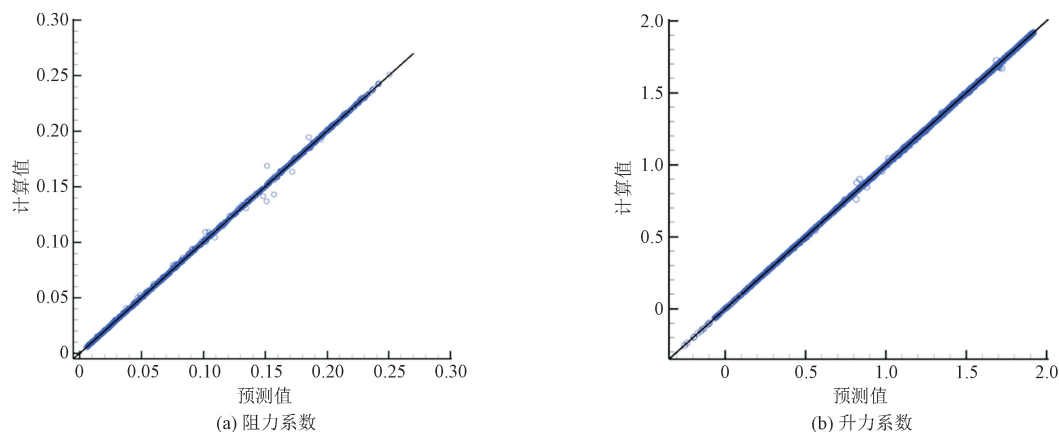


图6 MLP在测试集中预测值与计算值的对比

Fig. 6 Comparison of predicted values and calculated values in the test set for MLP

图7展示了MLP在训练集中的误差分布,其中大多数样本的预测误差小于0.5%,阻力系数预测的平均准确率达到98.4767%,升力系数预测的平均准确率高达99.7036%。图8显示了测试集的误差分布,

可以看到阻力系数预测的平均准确率为98.5527%,升力系数预测的平均准确率为99.7054%,模型在测试集上预测总体准确率达到99.1291%。

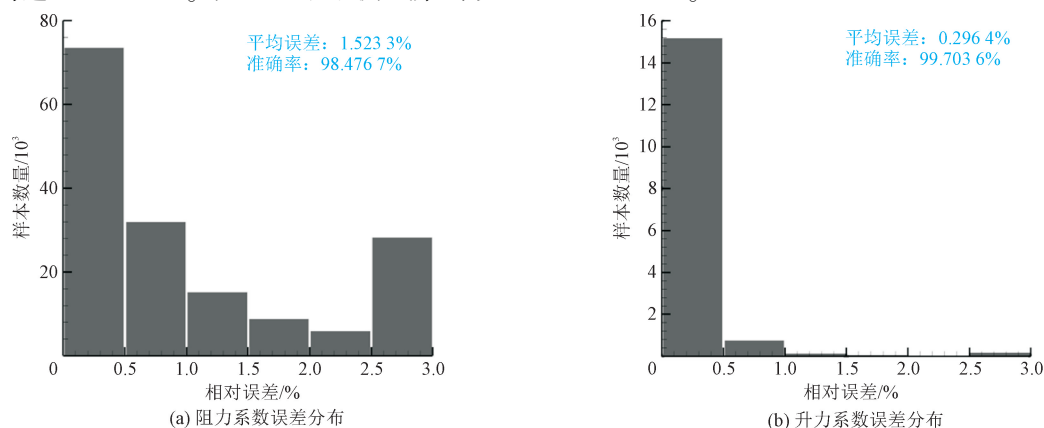


图7 MLP训练集误差分布

Fig. 7 MLP training set error distribution

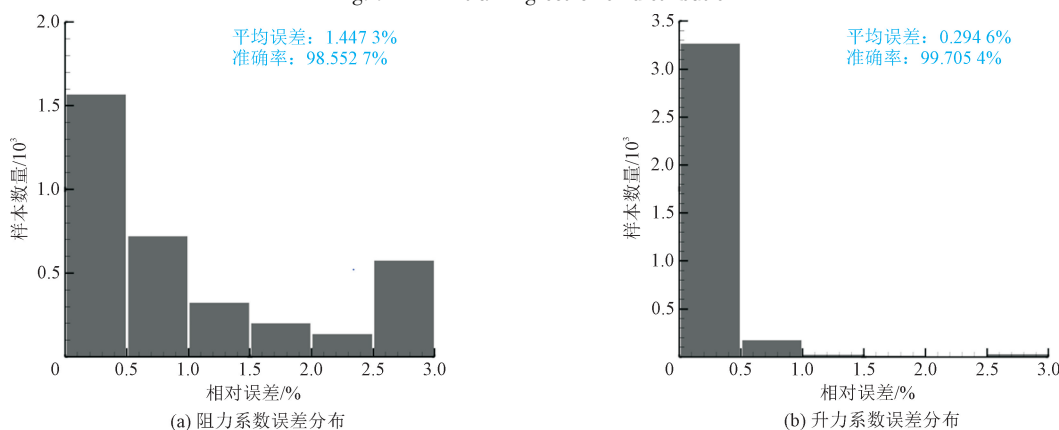


图8 MLP测试集误差分布

Fig. 8 MLP test set error distribution

1.2 基于叶素动量理论的风力机气动特性预测方法及验证

叶素动量理论是应用最为广泛的风力机叶片气

动计算模型,作用在叶素上的速度和受力如图9所示。

设来流速度为 U_0 ,切向速度为 Ωr ,叶片数量为 B ,风轮处的轴向诱导速度 U_a 和切向诱导速度 U_b 分

别为

$$\begin{aligned} U_a &= U_0(1-a), \\ U_b &= \Omega_r(1+b) \end{aligned} \quad (6)$$

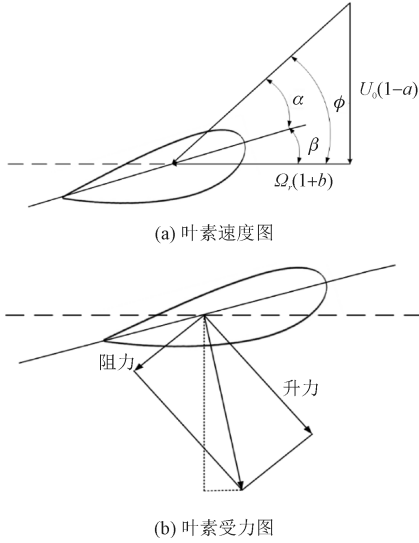


图9 作用在叶素上的速度和受力图

Fig. 9 Diagram of blade element velocity and force

叶素处的入流角 φ 为

$$\tan \varphi = \frac{U_a}{U_b} \quad (7)$$

叶素处的扭角为 β , 叶素处当地攻角 α 的表达式为

$$\alpha = \varphi - \beta \quad (8)$$

在叶素动量理论的基础上, Prandtl 提出了叶尖损失修正系数 F [21], 表达式为

$$F = \frac{2}{\pi} \arccos \left\{ \exp \left[\frac{-B(R-r)}{2r \sin \varphi} \right] \right\} \quad (9)$$

翼型的法向力系数 C_n 及切向力系数 C_t 为

$$\begin{aligned} C_n &= C_l \cos \varphi + C_d \sin \varphi, \\ C_t &= C_l \sin \varphi - C_d \cos \varphi \end{aligned} \quad (10)$$

考虑修正后的轴向诱导因子 a 和切向诱导因子 b 分别为

$$\begin{aligned} a &= \frac{\sigma C_n}{4F \sin^2 \varphi + \sigma C_n}, \\ b &= \frac{\sigma C_t}{4F \sin \varphi \cos \varphi - \sigma C_t} \end{aligned} \quad (11)$$

风轮的推力 dT 和转矩 dM 分别为

$$\begin{aligned} dT &= 4\pi r \rho U_0^2 a(1-a) F dr, \\ dM &= 4\pi r^3 \rho U_0 \Omega(1-a) b F dr \end{aligned} \quad (12)$$

风轮的输出功率 P 和功率系数 C_p 分别为

$$P = \Omega M \quad (13)$$

$$C_p = \frac{2P}{\rho \pi R^2 U_0^3} \quad (14)$$

基于上述修正的叶素动量理论^[22]建立风力机的气动计算模型。本研究将国家可再生能源实验室(National Renewable Energy Laboratory, NREL)开发的20 kW三叶片风力机作为研究对象,基本设计参数如表1所示,图10对比了输出功率的计算值与实验值^[23],可以观察到两者吻合良好,验证了修正的叶素动量理论在风力机气动特性计算中的准确性。

表1 NREL 20 kW 风力机设计参数

Tab. 1 Design parameters of the NREL 20 kW wind turbine

设计参数	数据
叶片数量	3
叶片直径/m	10.06
额定功率/kW	20
风轮转速/(r·min ⁻¹)	72
切入风速/(m·s ⁻¹)	4
切出风速/(m·s ⁻¹)	18
翼型	S809 翼型

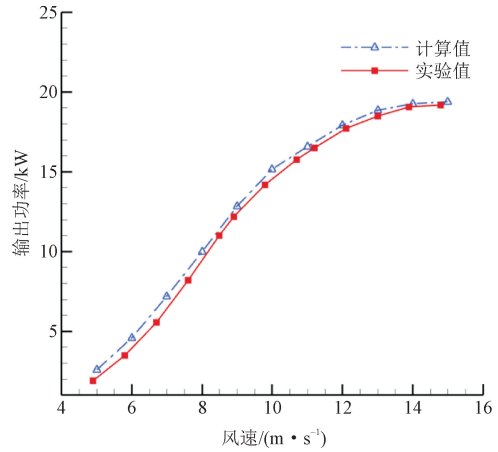


图10 输出功率的计算值和实验值对比

Fig. 10 Comparison of calculated and experiment values of output power

2 风力机叶片气动优化方法

2.1 基于深度学习的翼型气动优化方法

翼型优化是设计高质量风力机翼型的重要手段。本研究选用遗传算法作为翼型的优化算法,该算法的参数设置详见表2。在优化过程中,设计变量为翼型上下表面的CST参数,共计14个变量,每个设计变量的调整范围限制在原始值的 $\pm 10\%$ 内。优化目标是风力机翼型升阻比的最大化。为了确保

翼型的升力性能不被削弱,约束条件为优化后的翼型升力系数不低于初始翼型的升力系数。

基于上述目标和约束,优化模型可表示为

$$\begin{cases} \max & C_l/C_d \\ \text{s. t.} & C_l \geq C_{l_0} \end{cases} \quad (15)$$

表 2 遗传算法参数设置

Tab. 2 Genetic algorithm parameter settings

参数	数值	参数	数值
种群规模	10	杂交率	1.0
种群岛数	10	变异率	1.0
进化代数	10	迁移间隔	5

基于深度学习的翼型气动力预测模型,在 Isight 软件搭建风力机翼型气动优化平台,过程如图 11 所示。首先,输入初始翼型的 CST 参数及设计状态下的攻角和马赫数,通过“MLP-CICd 气动力系数预测模型”,快速输出翼型的升阻力系数,有效代替传统的计算流体力学过程,根据 Isight 的计算器功能获取翼型的升阻比,通过遗传算法的选择、交叉和变异操作,在翼型的优化空间里改变翼型的 CST 参数,得到新的翼型设计方案,记录每次新翼型的 CST 参数及升阻力系数,持续迭代优化直至寻优完成,从而输出升阻比最大的优化翼型。

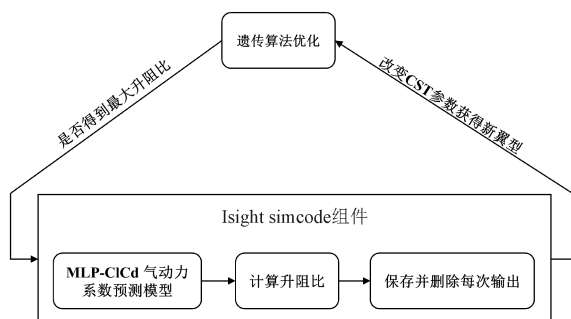


图 11 风力机翼型气动优化平台

Fig. 11 Wind turbine airfoil aerodynamic optimization platform

2.2 基于叶素动量理论的叶片外形优化方法

风力机叶片的年发电量 E_{AEP} 为

$$E_{AEP} = \int_{U_e}^{U_r} P(U) f(U) dU \quad (16)$$

本研究将叶片不同展向位置的弦长和扭转角作为优化变量,设定优化目标为年发电量最高,约束条件为弦长、扭转角在一定范围内取值且保持单调递减,优化模型可表示为

$$\begin{cases} \max & E_{AEP} \\ \text{s. t.} & c_{\min} \leq c_n \leq \dots \leq c_i \leq \dots \leq c_1 \leq c_{\max} \\ & \beta_{\min} \leq \beta_n \leq \dots \leq \beta_i \leq \dots \leq \beta_1 \leq \beta_{\max} \end{cases} \quad (17)$$

其中: $P(U)$ 表示风速 U 下的输出功率; $f(U)$ 表示风速 U 在一年中出现的概率; U_e 为切入风速; U_r 为切出风速; $c_{\min}$ 、 $c_{\max}$ 、 $\beta_{\min}$ 、 $\beta_{\max}$ 分别为弦长、扭转角的最值;下标 i 表示不同叶素截面。

基于叶素动量理论编写风力机叶片外形的优化程序,步骤如图 12 所示。

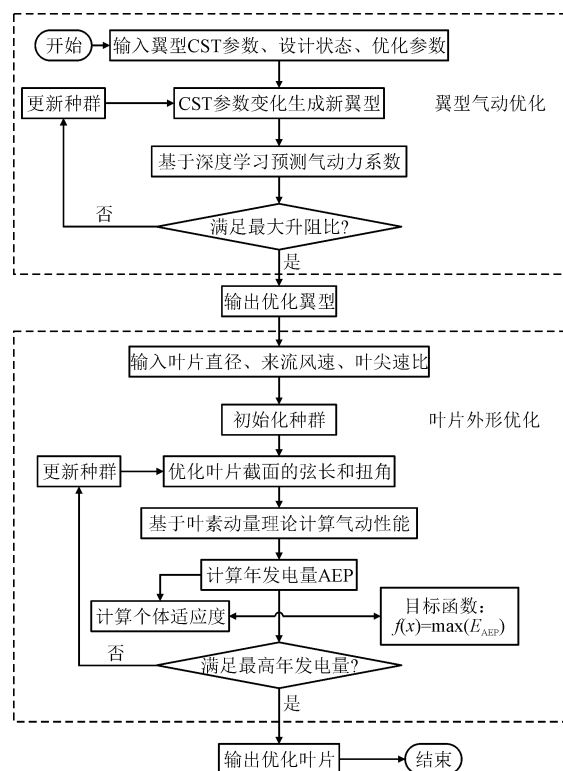


图 12 叶片外形优化流程图

Fig. 12 Flowchart of blade shape optimization

在风力机翼型优化平台得到优化翼型后,将其堆叠为风力机叶片,输入叶片直径、来流风速、叶尖速比、优化参数等初始条件,根据输入参数初始化种群,在约束空间内对各叶素截面的弦长和扭转角进行优化,计算每种优化方案下新叶片的气动性能及年发电量,重复迭代直至寻优完成,输出年发电量最高的优化叶片。

3 风力机叶片气动优化结果与分析

3.1 初始风力机叶片模型

本研究以某 1.5 MW 风力机叶片为研究对象,

开展风力机翼型与叶片外形的优化设计研究,该风力机的基本设计参数如表3所示。1.5 MW 风力机适用于平均风速较低且风速变化不大的内陆地区,采用威布尔(Weibull)模型来描述风场的风速概率分布^[24],如图13所示。通过本研究建立的风力机气动计算模型,得到初始风力机的功率系数为0.435 0,年发电量为 6.609×10^6 kWh。

表3 1.5 MW 风力机的设计参数

Tab. 3 Design parameters of 1.5 MW wind turbine

设计参数	数值
叶片数量	3
叶片直径/m	74
额定功率/MW	1.5
风轮转速/($r \cdot \min^{-1}$)	21.68
切入风速/($m \cdot s^{-1}$)	3
额定风速/($m \cdot s^{-1}$)	12
切出风速/($m \cdot s^{-1}$)	25

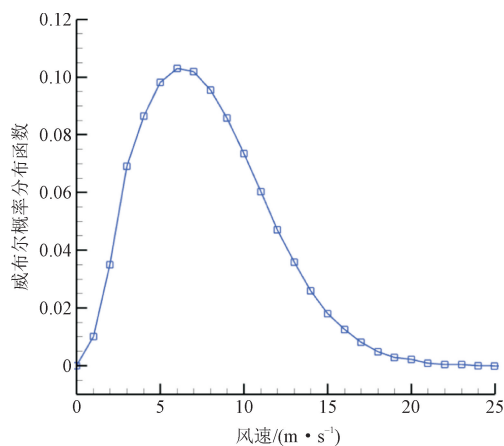


图13 风速概率分布曲线

Fig. 13 Wind speed probability distribution curve

3.2 风力机翼型气动优化

采用搭建的风力机翼型气动优化平台对该叶片的3种翼型进行优化^[25],优化状态如表4所示。

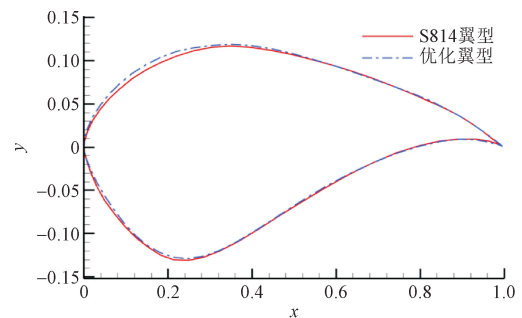
表4 翼型优化状态

Tab. 4 Airfoil optimization status

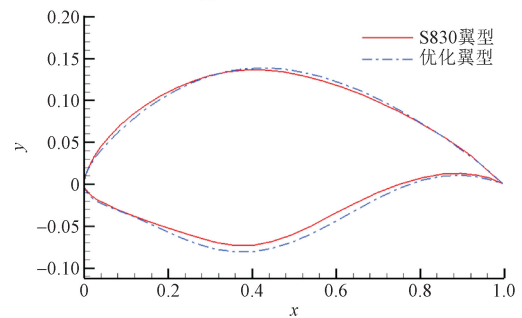
参数	叶片相对半径/%		
	0~30	30~85	85~100
翼型	S814	S830	S831
马赫数	0.08	0.13	0.25
攻角/(°)	6	5	4

基于深度学习的风力机翼型气动优化平台,得到S814翼型及优化翼型^[26]的形状对比曲线如图14

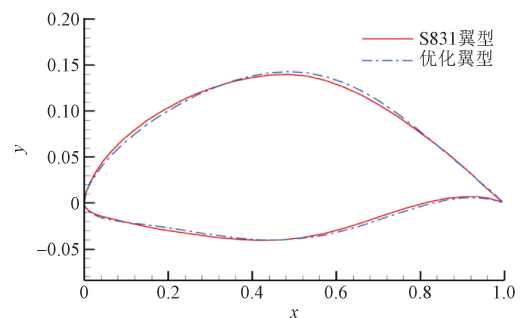
(a)所示。S814翼型的升力系数为1.075 4,阻力系数为0.020 9,优化翼型的升力系数为1.143 3,阻力系数为0.020 3,升阻比提高了9.45%;S830翼型及优化翼型的形状对比曲线如图14(b)所示,S830翼型的升力系数为1.135 1,阻力系数为0.016 0,优化翼型的升力系数为1.192 2,阻力系数为0.015 4,升阻比提高了9.12%;S831翼型及优化翼型的形状对比曲线如图14(c)所示,S831翼型的升力系数为1.088 7,阻力系数为0.012 9,优化翼型的升力系数为1.155 3,阻力系数为0.012 1,升阻比提高了13.13%,3种风力机翼型的气动性能都得到了提升。



(a) S814翼型及优化翼型



(b) S830翼型及优化翼型



(c) S831翼型及优化翼型

图14 初始翼型与优化翼型外形对比

Fig. 14 Comparison of the shape between initial airfoil and optimized airfoil

3.3 风力机叶片气动优化结果

将优化翼型堆叠为风力机叶片,开展叶片的外形优化^[27]。将风力机叶片展向50个截面的弦长、

扭角作为优化变量,得到的叶片外形优化结果如图15所示,可以观察到,优化叶片的弦长和扭角都发生了显著的变化,叶片的弦长从5.96 m减小到5.24 m,叶根处的扭角从 30.25° 减小到 25.26° 。

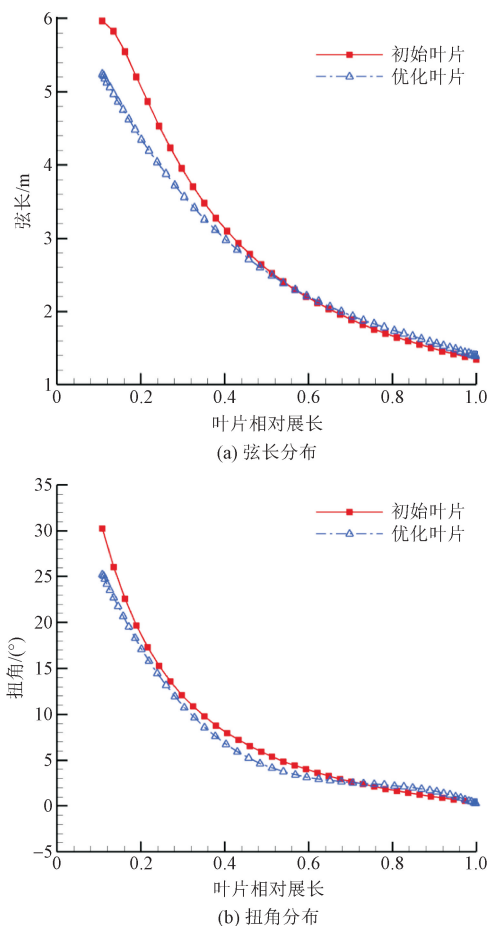


图15 叶片外形优化结果

Fig. 15 Comparison of optimization of blade shapes

图16表示叶片功率系数随叶尖速比的变化。图17表示叶片输出功率随来流风速的变化。

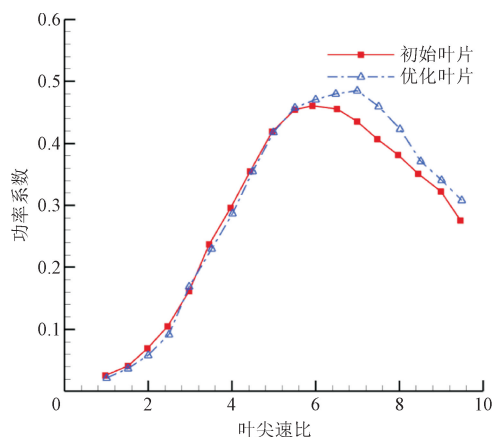


图16 叶片功率系数随叶尖速比变化

Fig. 16 Power coefficient varies with tip speed ratio

在叶尖速比为7时,优化叶片的功率系数达到最大,较初始叶片有了显著提升。在叶尖速比小于3时,优化叶片的功率系数略小于初始叶片,但此时来流风速较大,风速概率很低。来流风速为12 m/s时,优化叶片的功率系数从0.435 0提高到了0.494 8,提升了13.74%,此时优化叶片也获得了更高的输出功率,意味着在相同的风速下,优化叶片能够产生更多的电力^[28]。假设在工作时间范围内,风力机不停机工作,且不考虑任何机械损耗,优化叶片的年发电量为 6.876×10^6 kWh,相较初始叶片的年发电量 6.609×10^6 kWh,提高了4.04%,证明了优化叶片在气动性能上的优越性^[29]。

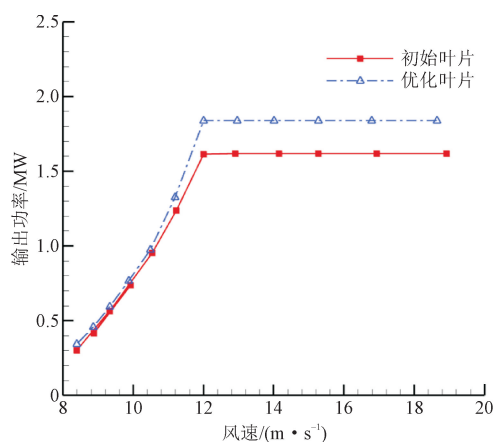


图17 叶片输出功率随来流风速变化

Fig. 17 Output power varies with wind speed

3.4 风力机叶片优化结果验证

为了进一步验证本研究基于深度学习的风力机叶片优化方法,通过FLUENT软件对初始叶片与优化叶片进行CFD模拟^[30]。计算网格由静止区域和运动区域组成,运动区域包含风力机的旋转网格,静止区域为远场背景网格,二者通过交界面相连,第一层网格高度为 3.6×10^{-5} m,总网格数约为 484×10^4 ,图18(a)为优化叶片及风轮网格划分情况,图18(b)为整体网格划分情况。设定边界条件为速度入口、压力出口,来流风速为12 m/s,转速为21.68 r/min,物面采用无滑移边界条件。运用有限体积法求解Navier-Stokes方程,空间离散采用Roe格式,时间离散采用双时间步长进行非定常计算,选择 $k-\omega$ SST湍流模型进行模拟,图19为初始叶片与优化叶片在X-Z平面(X轴为来流方向,Z轴为叶片展向)的上下表面压力分布情况。

BEM计算和CFD模拟在输出功率的结果对比

如表5所示,二者的最大误差为2.97%,证明了叶素动量理论在评估风力机优化效果中的可靠性,优化叶片在输出功率方面较初始叶片实现了显著提升,验证了本研究所建立优化方法的高效性。

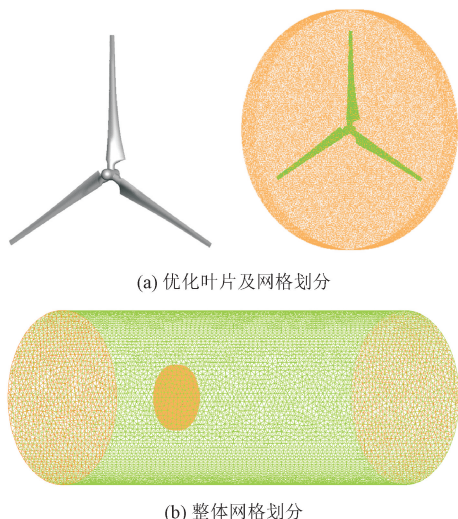


图18 风力机叶片建模及流场网格划分

Fig. 18 Wind turbine blade modeling and flow field grid division

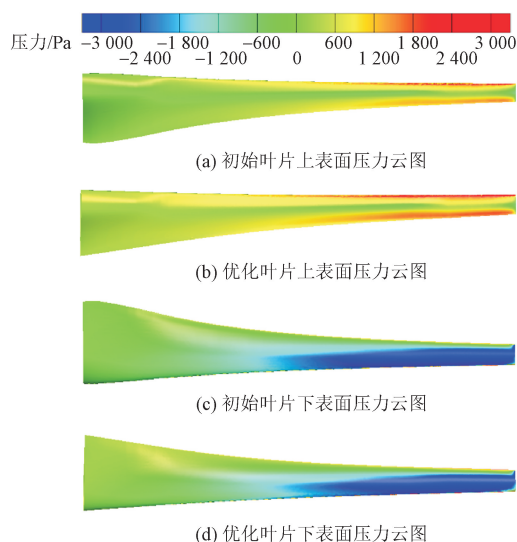


图19 初始叶片与优化叶片在X-Z方向的压力云图

Fig. 19 Pressure contours in the X-Z direction for the initial and optimized blades

表5 叶片输出功率对比

Tab. 5 Comparison of blade output power

参数	输出功率/MW	
	初始叶片	优化叶片
BEM 计算	1.616	1.837
CFD 模拟	1.664	1.861
误差/%	2.97	1.31

4 结束语

针对传统风力机叶片流场计算量大、优化周期长的问题,本研究提出基于深度学习的风力机叶片快速优化方法。该方法通过构建基于多层感知器的翼型气动预测模型,实现了在训练集和测试集上超过99%的预测准确率,替代传统的计算流体力学方法,显著加速了翼型气动优化过程。在翼型优化的基础上,进一步结合叶素动量理论,对风力机叶片的外形进行优化。结果显示,经优化的1.5 MW风力机叶片的功率系数提升了13.74%,年发电量增加了4.04%。表明所建立的优化方法不仅能显著提高风力机叶片的气动性能,而且降低了优化所需的时间和计算成本,是一种高效、可行的优化策略。

参考文献:

- [1] 韩忠华,高正红,宋文萍,等. 翼型研究的历史、现状与未来发展[J]. 空气动力学学报, 2021, 39(6): 1-36.
HAN Zhonghua, GAO Zhenghong, SONG Wenping, et al. On airfoil research and development: history, current status, and future directions[J]. Acta aerodynamica Sinica, 2021, 39(6): 1-36(in Chinese).
- [2] 陈进,汪泉. 风力机翼型及叶片优化设计理论[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [3] 乔志德,宋文萍,高永卫. NPU-WA 系列风力机翼型设计与风洞实验[J]. 空气动力学学报, 2012, 30(2): 260-265.
QIAO Zhide, SONG Wenping, GAO Yongwei. Design and experiment of the NPU-WA airfoil family for wind turbines[J]. Acta aerodynamica Sinica, 2012, 30(2): 260-265(in Chinese).
- [4] 白井艳,杨科,黄宸武,等. 风力机专用翼型的反设计[J]. 工程热物理学报, 2012, 33(11): 1884-1887.
BAI Jingyan, YANG Ke, HUANG Chenwu, et al. The inverse design of wind turbine airfoil[J]. Journal of engineering thermophysics, 2012, 33(11): 1884-1887(in Chinese).
- [5] FUGLSANG P, BAK C. Development of the RisØ wind turbine airfoils[J]. Wind energy, 2004, 7(2): 145-162.
- [6] ZHU W J, SHEN W Z, SØRENSEN J N. Integrated airfoil and blade design method for large wind turbines[J]. Renewable energy, 2014, 70: 172-183.
- [7] 杨科,王会社,徐建中,等. 基于CFD技术的高性能风力机翼型最优化设计方法[J]. 工程热物理学报, 2007, 28(4): 586-588.
YANG Ke, WANG Huishe, XU Jianzhong, et al. Optimization and design method research of wind turbine airfoils based on cfd technique[J]. Journal of engineering thermophysics, 2007, 28(4): 586-588(in Chinese).
- [8] 据亚平,张楚华. 基于人工神经网络与遗传算法的风力机翼

- 型优化设计方法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(20): 106-111.
- JU Yaping, ZHANG Chuhua. Optimal design method for wind turbine airfoil based on artificial neural network model and genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(20): 106-111 (in Chinese).
- [9] FUGLSANG P, MADSEN H A. Optimization method for wind turbine rotors[J]. Journal of wind engineering and industrial aerodynamics, 1999, 80(1/2): 191-206.
- [10] RAJAKUMAR S, RAVINDRAN D. Iterative approach for optimising coefficient of power, coefficient of lift and drag of wind turbine rotor[J]. Renewable energy, 2012, 38(1): 83-93.
- [11] 刘欢, 宗学军, 李鹏程. 基于粒子群算法的风力机叶片优化设计[J]. 沈阳化工大学学报, 2022, 36(6): 544-547.
- LIU Huan, ZONG Xuejun, LI Pengcheng. Research on optimization design of wind turbine blade based on particle swarm algorithm [J]. Journal of Shenyang University of Chemical Technology, 2022, 36(6): 544-547 (in Chinese).
- [12] 胡超, 周丙浩, 马勇, 等. 基于 FAST 和 Simulink 的海上风力机叶片扭角和弦长优化设计研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(3): 135-141.
- HU Chao, ZHOU Binghao, MA Yong, et al. Optimization research of twist angle and chord length of offshore wind turbine blade based on FAST and Simulink[J]. Acta energiae solaris Sinica, 2021, 42(3): 135-141 (in Chinese).
- [13] 王昊, 陆杨, 周欢, 等. 联合 Wilson 方法与遗传算法的水平轴风力机叶片优化设计[J]. 上海电力学院学报, 2018, 34(4): 325-328.
- WANG Hao, LU Yang, ZHOU Huan, et al. Optimization design of horizontal axis wind turbine blade based on Wilson method and genetic algorithm[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2018, 34(4): 325-328 (in Chinese).
- [14] SEKAR V, JIANG Q H, SHU C. Fast flow field prediction over airfoils using deep learning approach[J]. Physics of fluids, 2019, 31(5): 057103.
- [15] 刘凌君, 周越, 高振勋. 基于神经网络的翼型气动力计算和反设计方法[J]. 气体物理, 2018, 3(5): 41-47.
- LIU Lingjun, ZHOU Yue, GAO Zhenxun. Aerodynamic force calculation and inverse design for airfoil based on neural network[J]. Physics of gases, 2018, 3(5): 41-47 (in Chinese).
- [16] 陈晨铭, 郭雪岩, 常林森. 基于 BP 神经网络代理模型的翼型优化及领域自适应研究[J]. 动力工程学报, 2022, 42(7): 657-663.
- CHEN Chenming, GUO Xueyan, CHANG Linsen. Research on airfoil optimization and domain adaptation based on BP neural network surrogate model[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2022, 42(7): 657-663 (in Chinese).
- [17] LOU J H, CHEN R Q, LIU J Q, et al. Aerodynamic optimization of airfoil based on deep reinforcement learning[J]. Physics of fluids, 2023, 35(3): 037128.
- [18] LIU J Q, CHEN R Q, LOU J H, et al. Airfoils optimization based on deep reinforcement learning to improve the aerodynamic performance of rotors[J]. Aerospace science and technology, 2023, 143: 108737.
- [19] 廖炎平, 刘莉, 龙腾. 几种翼型参数化方法研究[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(3): 160-164.
- LIAO Yanping, LIU Li, LONG Teng. The research on some parameterized methods for airfoil[J]. Journal of projectiles, rockets, missiles and guidance, 2011, 31(3): 160-164 (in Chinese).
- [20] SOBIECZKY H. Parametric airfoils and wings[M]. Notes on numerical fluid mechanics. Berlin, Springer, 1998: 71-88.
- [21] 赵振宙, 王同光, 郑源. 风力机原理[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2016.
- [22] 汪泉. 风力机叶片气动外形与结构的参数化耦合设计理论研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2013.
- [23] GIGUÈRE P, SELIG M S. Design of a tapered and twisted blade for the NREL combined experiment rotor[R]. Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory, 1999. NREL/SR-500-26173.
- [24] 李争荣, 王理峰, 黄昕玥, 等. 大型风电场风能资源及其利用状况评估[J]. 电子制作, 2018(18): 15-16.
- LI Zhengrong, WANG Lifeng, HUANG Xinyue, et al. Assessment of wind energy resources and utilization status in large-scale wind farms[J]. Practical electronics, 2018(18): 15-16 (in Chinese).
- [25] YILMAZ E, GERMAN B. A convolutional neural network approach to training predictors for airfoil performance [C]//18th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference. Reston, VA, USA: AIAA, 2017: AIAA 2017-3660.
- [26] 张强, 缪维跑, 常林森, 等. 基于代理模型的风力机翼型动态失速优化设计[J]. 太阳能学报, 2023, 44(6): 343-350.
- ZHANG Qiang, MIAO Weipao, CHANG Linsen, et al. Optimal design of dynamic stall of wind turbine airfoil based on surrogate model[J]. Acta energiae solaris Sinica, 2023, 44(6): 343-350 (in Chinese).
- [27] DEGHOUM K, GHERBI M T, SULTAN H S, et al. Optimization of small horizontal axis wind turbines based on aerodynamic, steady-state, and dynamic analyses [J]. Applied system innovation, 2023, 6(2): 33.
- [28] YIN R, XIE J B, YAO J. Optimal design and aerodynamic performance prediction of a horizontal axis small-scale wind turbine [J]. Mathematical problems in engineering, 2022, 2022(1): 3947164.
- [29] KAVIANI H R, MOSHFEGHI M. Multi-megawatt horizontal axis wind turbine blade optimization based on PSO method[J]. Aerospace, 2023, 10(2): 158.
- [30] RODRIGUEZ C V, CELIS C. Design optimization methodology of small horizontal axis wind turbine blades using a hybrid CFD/BEM/GA approach[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2022, 44(6): 254.

(编辑 黄崇亚 吕茵)