

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518707

基于 CBiGRU-Attention 的波浪能转换 装置模型预测控制*

张宇翔^{1,2} 刘世豪¹ 沈 骞¹ 张 磊¹ 李 易¹

(1. 淮阴工学院自动化学院 淮安 223003; 2. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘要: 针对直驱式波浪能转换装置在复杂海况下面临的功率捕获效率低、动态响应慢以及抗干扰能力弱等问题,本文提出了一种神经网络与模型预测结合的控制算法,通过高精度波浪激励力预测模型增强系统鲁棒性,并结合多目标约束下的滚动优化算法,使装置在不规则波况下的发电功率最大化。首先构建具有时空特征解耦能力的三阶段融合预测模型,其对不规则波浪激励力预测的均方误差和平均绝对误差较传统模型分别降低 39.96% 和 63.39%,时序拟合度达 98.9%。随后将该预测模型嵌入滚动优化框架,高精度的不规则波浪激励力预测为控制提供前馈扰动补偿,使电机电流与功率最大化时的电流契合,从而实现发电功率最大化的目标。实验表明改进后的模型预测控制在波高 0.3~0.6 m 和周期 3~6 s 的 JS 与 PM 两种不规则波况下,相比于传统的自回归积分滑动平均模型方法实现显著突破:平均功率提升 50%~141%,累计能量增长 38%~189%,验证了所提方法在提升直驱式波浪能转换综合性能与动态鲁棒性方面的显著优势。

关键词: 直驱式波浪能转换装置;模型预测控制;神经网络;不规则波;三阶段融合预测模型

中图分类号: TN712 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Model predictive control of wave energy conversion based on CBiGRU-Attention

Zhang Yuxiang^{1,2} Liu Shihao¹ Shen Qian¹ Zhang Lei¹ Li Yi¹

(1. College of Automation, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an 223003, China;

2. School of Instrumentation Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: To address the issues of low power capture efficiency, slow dynamic response, and weak interference resistance faced by direct-drive wave energy conversion devices in complex sea conditions, this paper proposes a control algorithm that combines neural networks with model prediction. By enhancing system robustness through a high-precision wave excitation force prediction model and combining it with a rolling optimization algorithm under multi-objective constraints, the device achieves maximum power generation under irregular wave conditions. First, a three-stage fusion prediction model with spatio-temporal feature decoupling capability is constructed. Compared to traditional models, this model reduces the mean squared error and mean absolute error of irregular wave excitation force prediction by 39.96% and 63.39%, respectively, with a temporal fitting accuracy of 98.9%. The prediction model is then embedded into a rolling optimization framework, where high-precision irregular wave excitation force predictions provide feedforward disturbance compensation for control, aligning motor current with the current at maximum power, thereby achieving the goal of maximizing power generation. Experiments demonstrate that the improved model predictive control achieves significant breakthroughs compared to the traditional autoregressive integral moving average model method under two irregular wave conditions (JS and PM) with wave heights of 0.3~0.6 m and periods of 3~6 s: average power increases by 50%~141%, and cumulative energy increases by 38%~189%, validating the significant advantages of the proposed method in enhancing the comprehensive performance and dynamic robustness of direct-drive wave energy conversion systems.

Keywords: direct-drive wave energy conversion system; model predictive control; neural network; irregular wave; three-stage fusion prediction model

0 引 言

化石燃料因其能量密度高,开采技术成熟而被广泛使

用。然而,其燃烧释放的温室气体导致了环境污染与气候失衡等问题,加速了清洁能源技术的发展。各类清洁能源中,海洋能因其储量丰富且开发潜力巨大备受关注,其中波

收稿日期:2025-04-28

* 基金项目:国家自然科学基金项目面上项目(62173159)、淮安市自然科学研究项目(HAB202226)、江苏省高等学校自然科学研究面上项目(23KJB460005)资助

浪能因兼具全球分布广泛、能量密度高等特性更是成为研究重点^[1]。直驱式波浪能转换装置采用直线电机实现波浪能的直接转换,省去了机械传动等中间环节,因此能量转换效率提高了 25%~31%^[2]。在该系统中直线电机既作为能量转换器,又可通过控制策略实现根据波浪条件的主动控制,使得浮体能够在不同海况下与波浪运动相互匹配,在低速驱动状态下仍能获得较高的功率密度^[3-4]。

研究者最早采取的控制方式是电阻控制方法,即通过在发电机的三相输出直接连接三相电阻负载,或是依靠整流在直流母线上挂载电阻^[5],通过改变电阻以改变装置特性,但是这种控制方式无法将电能进一步传输,应用受限。随着电机控制技术的进步,众多研究工作者提出使用模型预测控制^[6](model predictive control, MPC)实现波浪发电的功率最大化目标。其核心思想是通过预测未来一段时间的装置状态信息,建立波浪激励力预测序列与能量转化数学模型,求解最大化提取波浪能的最优化问题^[7]。基于对直驱式波浪能转换装置的模型预测控制,能够实现在不规则波况下波浪能转换的最大化,并且可以将浮子位移、速度、电流等约束条件考虑在内^[8]。但是模型预测控制存在求解复杂度高、求解速度慢、精度要求高等缺陷。

为了解决上述缺陷,众多学者在模型预测控制方向进行了深入的研究。Li 等^[9]基于二次规划的求解方法,通过构造成本函数并使成本函数成凸性,进而求得了波浪捕获的最优条件。Wang 等^[10]给出了一种基于滑模控制的改进模型预测控制的控制方法,滑模控制器被用来补偿模型失配问题以提升控制的精度。Liu 等^[11]则通过引入自适应权重调整机制,进一步优化了模型预测控制在非线性波浪激励下的控制精度。梁惠溉等^[12]使用矩匹配模型降阶算法,从频域出发获得的降阶系统可以用更少的计算量与计算时间达到更好的控制效果。张登攀等^[13]通过短期预测并结合插值法提升了预测的精度。

波浪能转换系统的控制精度常常受制于波高与周期的时空不确定性,采用传统预测模型的模型预测控制在非稳态、非线性海况下存在显著局限性。为此,智能算法与模型预测控制的融合优化成为了近些年的研究焦点。Zou 等^[14]使用了基于径向基的神经网络的预测模型结合了遗传算法,并通过改进后的算法对一种新型的振荡波浪转换系统进行了优化,其可以根据海浪调整形状,使得发电量提升 18%~25%。而 Pirhooshyaran 等^[15]针对波浪参数中的特征缺失问题,提出了基于双向长短期记忆网络(bi-directional long short term memory, BiLSTM)的序列到序列预测模型,通过集成贝叶斯超参数优化与弹性网络正则化,获得了更好的预测效果,在复合海况下降低波高预测的平均误差 58.4%。针对传统最大功率点跟踪算法的局部收敛缺陷,王欣峰等^[16]构建了改进黑翅鸢算法与扰动观测法的复合控制策略。该方案通过引入莱维飞行机制扩大搜索空间,并设计了一种基于贪婪策略的反向学习策略来提

升搜索多样性。为进一步提升复杂工况适应性。曾宁坤等^[17]开发了基于深度强化学习的模型预测控制在线优化框架,并结合闭锁控制使能量吸收效率提升了 60%~80%。

尽管神经网络和智能算法显著地提升了波浪能转换系统的控制性能,但当前研究仍存在局限:既有研究依赖固定尺度分配权重,在长序列时序数据中存在特征聚焦性偏差,当面对长时间序列中平均误差增加 58.2%;当前波浪激励力预测模型多采用单一模态网络架构,单一门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)或卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型在面对风浪和涌浪的复合海况下,预测误差达到 15%~30%。针对波浪能转换系统存在的问题,本文旨在设计一种基于神经网络预测的模型预测控制系统。通过构建多模态结合的深度学习算法,降低异常特征权重比例,克服不同波况下的特征捕获缺陷,并搭建适配深度学习的模型预测控制仿真模型,在不同波况下进行分析对比。

1 直驱式波浪能转换装置的建模

1.1 波浪能转换装置的水动力模型

本文研究的直驱式波浪能发电装置如图 1 所示,水动力系统由浮子、连杆和永磁直线电机组成。为了简化分析,将连杆考虑成刚性连杆,同时忽略对竖直方向的浮子运动影响较小的水平方向的波浪作用力。

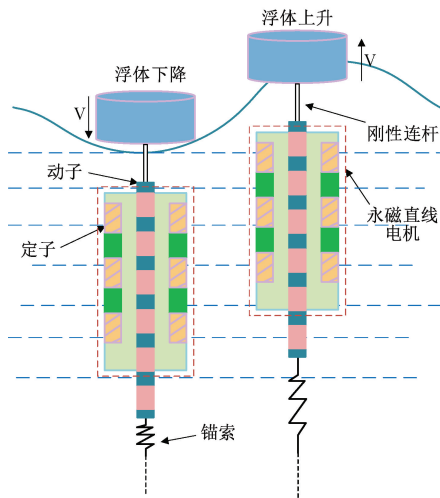


图 1 直驱式波浪能发电装置

Fig. 1 Direct drive wave energy power generation device

根据牛顿第二定律可知直驱式波浪能发电装置在竖直方向下运动方程为:

$$F_e(t) + F_r(t) + F_h(t) + F_{PTO}(t) = m_{tot}\ddot{z}(t) \quad (1)$$

式中: m_{tot} 是发电装置的总重量, \ddot{z} 是加速度, F_e 、 F_r 、 F_h 和 F_{PTO} 分别为浮子的入射波激励力、辐射力、静水浮力和永磁直线电机的反作用力。通过将静水压力和重力的表面积分相加,即可得到静水浮力,如下:

$$F_h(t) = -\rho g S_{buog} \xi(t) \quad (2)$$

式中: S_{buoy} 是浮子的底面积。静水力系数为 $X_h = \rho g S_{buoy}$ 。波浪激振力 $F_e(t)$ 则可以表示为脉冲响应函数 $h_e(t)$ 和波面方程 $\eta(t)$ 的卷积:

$$F_e(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} h_e(t-\tau) \eta(\tau) d\tau \quad (3)$$

对于不规则波来说,波浪激振力可以视为多个不同频率的激振力叠加所形成如下:

$$F_e(t) = \sum_{i=1}^N |H_e(\omega_i)| A(\omega_i) \sin(\omega_i t + \varphi_i + \epsilon_i) \quad (4)$$

式中: $|H_e(\omega_i)|$ 为频率响应幅值, φ_i 是波浪激振力频率的相位, ϵ_i 是第 i 个规则波的随机相位, 并且在 $[0, 2\pi]$ 的区间内随机分布。波浪辐射力 $F_r(t)$ 如下:

$$F_r(t) = -m_\infty \xi''(t) - \int_0^t h_r(t-\tau) \xi'(\tau) d\tau \quad (5)$$

式中: m_∞ 为无限频率下的附加质量, 而 $h_r(t)$ 则是辐射脉冲的响应函数。

1.2 永磁直线电机的数学模型

永磁直线电机作为直驱式波浪能发电装置的核心执行机构, 其动态特性具有显著的非线性和强电磁耦合特征^[18]。为建立适用于控制分析的数学模型, 本文作如下合理假设: 1) 气隙磁场呈理想正弦分布; 2) 忽略端部效应与齿槽定位力; 3) 铁芯损耗与机械摩擦损耗可忽略不计。基于动子磁场定向原理, 通过 Park 变换将三相静止坐标系转换为旋转 dq 坐标系, 推导得到电压平衡方程:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \frac{\pi v}{\tau} L_q i_q \\ u_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + \frac{\pi v}{\tau} L_d i_d \end{cases} \quad (6)$$

式中: R_s 为电机绕组内阻, L_d 和 L_q 是 d 轴和 q 轴的电感, v 是电机动子的运行速度, τ 是电机极距, i_d 、 i_q 和 u_d 、 u_q 分别为 dq 两轴的电流和电压。电磁推力方程如下:

$$F_{PTO} = \frac{3\pi}{2\tau} [\psi_f i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \quad (7)$$

式中: ψ_f 为永磁体磁链, 该方程揭示了可以通过调节 i_d 、 i_q 实现推力控制的基本机理^[19], 当采用 $i_d = 0$ 的矢量控制策略时, 电磁推力 F_{PTO} 与交轴电流 i_q 满足线性关系, 此特性使模型预测控制可通过滚动优化 i_q 序列实现推力精确跟踪。

2 基于 CBiGRU-Attention 的波浪能发电装置模型预测控制

在模型预测控制框架中, 波浪激振力的高精度预测是直驱式波浪能发电装置功率最大化的关键。为此, 本研究所构建的卷积双向门控单元 (convolutional bi-directional gated recurrent unit, CBiGRU) 预测模型被深度嵌入至模型预测控制的滚动优化环节, 如图 2 所示。其主要分为控制部分和结构部分, 控制部分根据采集到的上一时刻的波浪和发电装置运动数据参数, 计算得到上一时刻的波浪辐射力 $F_r(t-1)$, 静水力 $F_h(t-1)$ 以及波浪激振力 $F_e(t-1)$, 并将其输入波浪激振力预测模型, 并预测出当前时刻的波浪激振力, 接着基于获得的激振力预测值。根据发电功率最大化策略, 获取波浪发电系统的最优控制量, 并转换为 q 轴电流, 紧接着获取永磁直线发电机动子位置角和三相电流, 并根据最优 q 轴电流进行输入。结构部分则是根据永磁直线电机的数学模型进行搭建的。

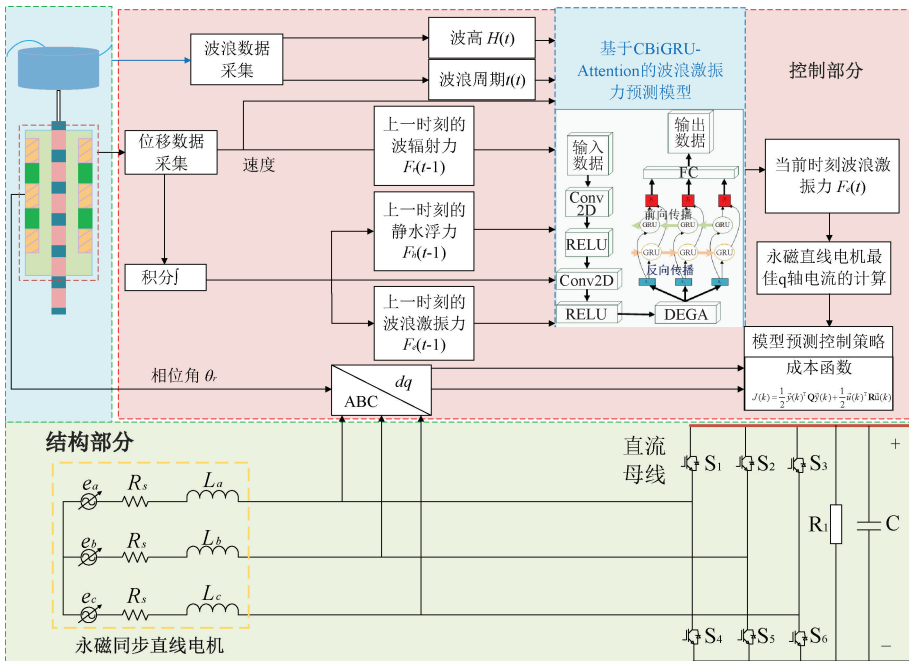


图 2 基于 CBiGRU-Attention 的模型预测控制框架图

Fig. 2 Model prediction control framework diagram based on CBiGRU-Attention

2.1 三通道注意力机制

注意力机制通过模拟生物认知系统中对关键信息的聚焦特性,实现了对时序数据中动态特征的差异化建模。针对波浪激振力预测中存在的长序列依赖、多特征耦合及极端波况干扰等问题,本文创新性提出可变形高效全局注意力机制(deformable efficient global attention, DEGA),其通过空间-通道-全局三重注意力协同框架,突破了传统注意力模型在复杂时序任务中的权重分配瓶颈,其基本结构如图 3 所示。注意力机制的设计受到可变形卷积网络^[20]与多模态注意力机制^[21]的启发,通过动态偏移量学习和特征重组策略,实现了对时空特征的精准预测。

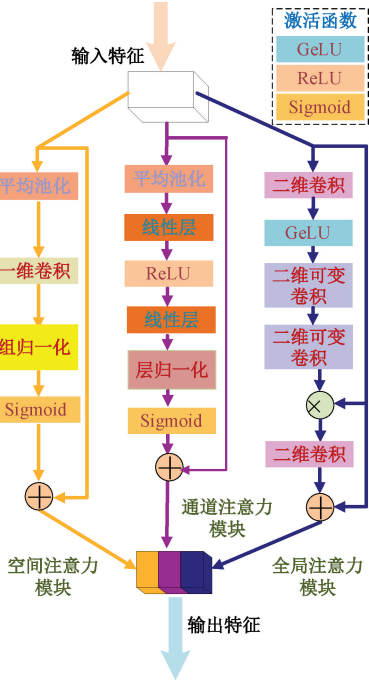


图 3 DEGA 注意力机制结构

Fig. 3 DEGA attention mechanism structure

1) 空间注意力模块

传统门控循环单元因梯度衰减问题,对超过 50 个时间步的长序列波浪参数特征提取效率下降。为此,引入了空间注意模块,旨在捕获时间维度中的关键动态特征。为了解决波参数的长序列特征难以识别的问题,该模块采用了特征聚合策略。首先,全局平均池化沿时间轴提取统计特征:

$$G_t = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T X_i \quad (8)$$

式中: $X \in R^{T \times C}$ 表示输入特征,其中 T 表示时间步。然后构建功能增强层,由一维卷积和门控机制组成,其中卷积核采用因果设计以避免未来信息泄露,门控单元通过逐点卷积实现通道维度调制:

$$\alpha_i = \sigma(\text{Conv1D}_{k,d=2}(G_t)) \quad (9)$$

式中: σ 表示 Sigmoid 激活函数, k 表示卷积核的大小,而 d

是膨胀率。通过使用扩张的卷积,可以扩展接收场,从而有效捕获空间特征。膨胀率的设置可根据波浪频率分布动态调整,通过多尺度感受野捕获突变波频特征。最终输出权重为特征缩放动态校准:

$$X' = X \otimes A_s \quad (10)$$

式中: $A_s \in R^{T \times 1}$ 。这种设计显著增强了模型对波频突然变化的敏感性,其理论优势在海洋空间模型中验证^[22]。

2) 通道注意力模块

波浪激振力的预测需要面对包括波浪周期,有效波高等多种参数。本文为了增强模型面对不同特征时对于各个相对参数的提取能力,量化多源波浪参数的贡献差异,本模块引入通道注意力机制,基于压缩-激励网络^[23](squeeze-and-excitation networks, SENet)的压缩-激励结构实现,其核心是通过学习特征通道的全局依赖关系动态调整权重。首先通过全局特征压缩,使时空维度压缩获取通道级统计量:

$$z_c = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{t,c} \quad (11)$$

式中: T 为时间步长。接着使用非线性激励构建包含瓶颈层的全连接网络学习通道间非线性关系:

$$\alpha_c = \sigma(W_2 \delta(W_1 z_c)) \quad (12)$$

式中: $W_1 \in R^{C/r \times C}$ 、 $W_2 \in R^{C \times C/r}$ 为可学习参数, δ 为 ReLU 激活函数。实验表明,该结构可抑制冗余特征干扰^[24]。

3) 全局注意力模块

在时序数据处理中,长序列的重要性识别与时空特征交互建模具有同等关键价值。针对传统注意力机制在局部时空依赖建模中存在采样缺陷的问题,本模块创新性集成可变形卷积与自适应偏移量学习:通过双维度动态偏移机制,实现有效波高、波浪周期与发电功率间复杂时序关系的精准捕捉。其中偏移量预测是通过轻量化卷积网络生成时空维度动态偏移场:

$$\Delta p = f_{\text{offset}}(X) \quad (13)$$

式中: f_{offset} 为双层卷积网络,该网络采用深度可分离卷积结构,参数量减少的同时保持偏移预测精度, $\Delta p \in R^{T \times C \times 2}$ 包含时间和特征维度的偏移量。与传统卷积核不同,本模块采用可变形卷积对生成的偏移量进行动态特征提取,公式如下:

$$X_{\text{def}} = \sum_k w_k \cdot X(p + \Delta p_k) \quad (14)$$

式中: w_k 为可学习卷积核权重。该操作使模型能自适应聚焦于异常波况下的关键局部模式。

通过允许卷积核在时间轴与特征轴上弹性调整采样位置,该机制能够精准定位对发电激振力产生关键影响的波高-周期特征组合。当遭遇极端海洋条件或设备异常工况时,该架构可自发增强对异常时间步的注意力权重,同时通过特征维度的偏移调节实现关键参数组合的强化表征。基于前两步生成的动态偏移量与局部响应特征,通过

多尺度可变形卷积与注意力加权实现特征融合,公式如下:

$$\alpha_g = DW(\text{Softmax}(\mathbf{W}_{attn} \cdot \mathbf{X}_{def}) \odot \mathbf{X}_{def}) \quad (15)$$

式中: DW 代表可变形卷积。通过权重矩阵 \mathbf{W}_{attn} 对特征加权,可以更好地突出时间上的重要信息,在面对极端天气下,减小异常的波高与周期对激振力预测的影响。

4) DEGA 协同机制

DELA 模块通过级联空间、通道与局部注意力输出,构建三重注意力协同框架:

$$\mathbf{Y} = \text{LayerNorm}(\alpha_s \odot \alpha_c \odot \alpha_g \cdot \mathbf{X}) \quad (16)$$

式中: \odot 表示逐元素乘法。DEGA 通过动态权重分配解决了传统方法在长序列任务中的过平滑问题,通过可变形卷积增强局部细节捕捉,并且空间-通道注意力维护全局上下文一致性,在极端事件中通过动态偏移机制使模型在异常参数时仍保持稳定特征提取能力。

2.2 卷积神经网络

卷积神经网络^[25]是一种能够对数据特征进行提取的前馈神经网络,通过局部感受野与权值共享机制,能有效提取波浪参数的局部空间相关性。其主要是由输入层、卷积层、池化层和残差层组成,其中卷积层用于实现输入与权重之间的卷积运算,本模块采用深度可分离卷积构建特征金字塔,在降低计算复杂度的同时增强多尺度特征表达能力^[26]。

2.3 双向门控循环单元

门控循环单元是神经网络的一个变体,针对波浪激振力的非稳态特性,可采用双向门控循环单元构建时序依赖模型。双向架构可同步捕获历史与未来波浪激励的隐含动力学特征^[27],门控循环单元结构如图4所示。

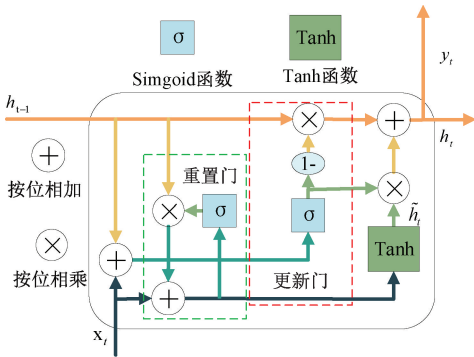


图4 门控循环单元结构

Fig. 4 Structure of gated cycle unit

图4中, x_t 为 t 时刻的输入, h_{t-1} 为上一时刻的隐藏状态, h_t 为传递到下一时刻的隐藏状态, \tilde{h}_t 是候选隐藏状态, r_t 和 z_t 分别为重置门和更新门。

在时间序列预测任务中,充分考虑时序数据的正向和反向信息规律对于提高预测精度至关重要。预测模型基于双向门控单元,核心是通过3个正向门控单元和3个反

向门控单元来构建模型。与标准门控单元仅通过单向顺序传递不同,双向门控单元前向分支提取历史序列特征,反向分支逆向学习未来潜在模式,二者隐藏状态经级联融合后输入全连接层,从而展现出更为优越的性能。其具体结构如图5所示。

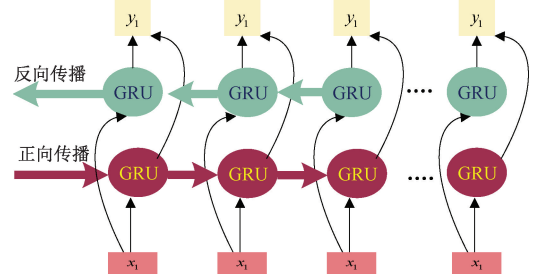


图5 BiGRU结构

Fig. 5 BiGRU structure

2.4 模型预测控制

针对直驱式波浪能发电装置的非线性动力学特性,本节基于状态空间建模方法构建了直驱式波浪能发电装置的模型预测控制框架,并将CBiGRU-Attention嵌入其中。以最大化发电功率为目标,考虑附加阻尼与升沉速度的动力学耦合特性,将系统动力学方程式(1)重构为线性时不变状态空间表达式:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{E}\mathbf{w}(t) \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t) \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\mathbf{x}(t)$ 、 $\mathbf{u}(t)$ 、 $\mathbf{w}(t)$ 和 \mathbf{y} 分别如下:

$$\mathbf{x}(t) = \left[\dot{z} \quad z \quad F'_r \quad \int_{-\infty}^t F'_r \quad F_{PTO} \right]^T \quad (18)$$

$$\mathbf{u}(t) = [F_{PTO}] \quad (19)$$

$$\mathbf{w}(t) = [F_e] \quad (20)$$

$$\mathbf{y} = [\xi(t) \quad \xi'(t)]^T \quad (21)$$

在预测区间内 PMLG 从波浪中获取的平均电磁功率 P 可以表示为:

$$P(t) = -\frac{1}{T} \int_0^T F_{em}(t) \xi'(t) dt = -\frac{1}{N_p T_{S1}} \int_0^{N_p T_{S1}} F_{em}(t) \xi'(t) dt \quad (22)$$

式中: T 为预测区间的长度, N_p 为预测步长。永磁同步电机输出功率为电机的电磁功率和电枢绕组铜耗的差值。当结合式(7)并且电机为标贴式永磁电机时,有 $L_d = L_q$,最后经过零阶保持器离散化后 PMLG 的平均输出功率为:

$$P_z(t) = -\frac{M_{tot}}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \left[u(t) \xi'(t) + \frac{2M_{tot} R_s \tau^2}{3\pi^2 \phi_f^2} u(t)^2 \right] \quad (23)$$

因此,PMLG 汇入直流母线的成本函数可以写为:

$$J(k) = \frac{1}{2} \bar{\mathbf{y}}(k)^T \mathbf{Q} \bar{\mathbf{y}}(k) + \frac{1}{2} \bar{\mathbf{u}}(k)^T \mathbf{R} \bar{\mathbf{u}}(k) \quad (24)$$

其为标准的二次规划形式,可以利用 MATLAB 工具箱中的二次规划求解器进行求解。

基于流体动力学方程求解历史波浪辐射力、静水力及激振力,通过 CBiGRU-Attention 预测模型实时估计当前激励力,结合模型预测控制框架构建有限时域滚动优化目标函数求解最优 q 轴电流,并借助磁场定向控制实现机电能量闭环调控,精准匹配波浪激励动态特性与发电机电磁响应,实现发电功率最大化的目标。该集成化设计使得模型预测控制框架兼具数据驱动模型的非线性表征能力与物理模型的动态约束性,从而在单一控制本体中实现从波浪激励预测到发电功率最大化的闭环。

3 仿真实验

为了验证上述控制方法的效果,依照图 2 中的直驱式波浪能发电装置结构框图搭建了直驱式波浪发电系统的仿真模型。

3.1 CBiGRU-Attention 模型对波浪激振力预测效果的验证

为了验证 CBiGRU-Attention 模型对于目标数据预测的准确性,采用波浪能预测领域常用的评价指标对波浪能预测效果进行检验,包括:平均百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE),均方误差(mean square error, MSE),平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和决定系数(r -square, R^2)。本实验是在 Windows11 平台上进行,计算机配置:NVIDIA GeForce GTX 4070Ti、处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-9300HF CPU@2.40 GHz,内存为 32 G 训练数据则是通过 MATLAB 仿真软件对基础波浪能转换系统进行不规则波激励下生成的。实验参数如表 1 所示。

表 1 CBiGRU-Attention 模型的预测实验参数设置

Table 1 Prediction experimental parameter settings of CBiGRU-Attention model	
参数名	数值值
训练集比例	60%
验证集比例	30%
测试集比例	10%
批处理大小	128
输入长度	4
输出长度	1
训练次数	100
初始化方法	正交初始化
正则化策略	Dropout
学习率	0.001
权重衰减	0.000 1
优化器	Adamw
学习率衰减函数	Cosine
损失函数	MSE

为评估模型改进效果,本文通过消融实验验证波浪激振力预测性能,包括 LSTM、GRU、BiGRU 及 CBiGRU 结果如图 6 所示,结果如表 2 所示。

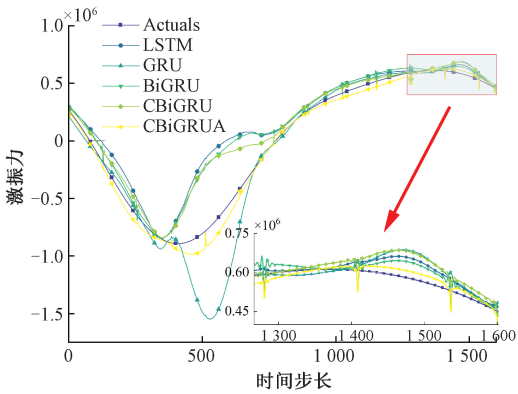


图 6 CBiGRU 对于波浪激振力预测的消融实验图

Fig. 6 Ablation experimental diagram of CBiGRU for wave excitation force prediction

表 2 CBiGRU 对于波浪激振力预测的消融实验结果

Table 2 Ablation experimental results of CBiGRU for wave excitation force prediction

模型名称	MSE/ kW	MAPE/ %	MAE/ kW	R2/ %	计算 时间
LSTM	5.63×10^7	76.94	153	80.2	0.032
GRU	5.31×10^7	33.13	112	81.3	0.024
BiGRU	4.45×10^7	70.49	133	84.4	0.039
CBiGRU	3.88×10^7	54.67	124	86.4	0.049
CBiGRUA	3.06×10^7	14.12	41	98.9	0.063

由表 2 可知,CBiGRU 在 4 个评估指标上表现出了显著的优势。其中 MSE 为 3.06×10^7 kW,较基准模型 GRU 的 MSE 降低了 39.96%,波浪激振力预测误差显著减少。MAE 为 41.45 kW,较 GRU 的 112.10 kW 降低 63.02%,相对误差更小预测结果更加接近真实值。CBiGRU 的 R^2 值达到 86.4%,较基准模型提升 5.1%,表明其具有最优拟合性能,消融实验结果表明,双向结构与卷积模块的引入提升了原始门控循环单元对于波浪激振力预测准确度。同时,为了验证本文提出的注意力机制的有效性,选取波浪预测领域常用的 SE、Triplet Attention 和 CBAM (convolutional block attention module)作为对比基线。其误差结果如表 3 所示,预测结果如图 7 所示。

由表 3 可知本文提出的 DEGA 在 4 个不同注意力机制中拥有最低 MSE,相比于第二低的 CBAM 降低了 63.5%。而 DEGA 的 MAE 相比于 CBAM 也有 43.5% 的降低, R^2 也有 1.8% 的提升,同时虽然增加了计算时间,但仍然满足实时性要求,证明 DEGA 相比于波浪预测领域常用的注意力机制有较大提升。

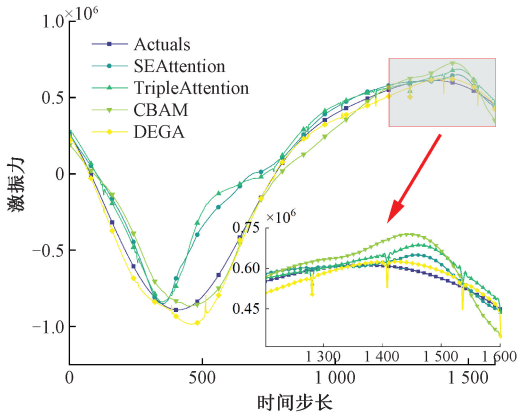


图 7 不同注意力机制的波浪激振力预测对比实验图
Fig. 7 Comparative experimental diagram of wave excitation force prediction of different attention mechanisms

表 3 不同注意力机制的波浪激振力预测实验结果
Table 3 Experimental results of wave excitation force prediction with different attention mechanisms

模型名称	MSE/ kW	MAPE/ %	MAE/ kW	R2/ %	计算时间
SE	3.18×10^7	55.24	112	88.8	0.055
Triplet	1.41×10^7	69.46	98	95.1	0.068
CBAM	8.39×10^7	33.28	73	97.1	0.059
DEGA	3.06×10^7	14.12	41	98.9	0.063

3.2 基于 CBiGRU-Attention 的模型预测控制仿真实验

模型预测控制的精度至关重要。更高的预测精度能显著提升发电系统的动态响应能力,从而在复杂波况下实现更高的发电功率。为了验证所提的 CBiGRU-Attention 预测模型精度的提升能否提升波浪能发电效率,对自回归积分滑动平均模型 (autoregressive integrated moving average model, ARIMA) 和基于 CBiGRU-Attention 的波浪激振力预测模型分别进行了仿真实验,在 MATLAB 的 Simulink 中进行仿真验证,其中仿真参数如表 4 所示。

为验证基于神经网络的模型预测控制策略对波浪能发电功率的增强效应,本研究沿中国近海由北至南选取两个特征海况区域开展数值仿真验证。

1) 波高为 0.3 m 周期为 3 s 时对比实验

首阶段以渤海湾西部海域为研究对象^[28],该海域受辽东半岛与山东半岛地形遮蔽效应影响,呈现有限风区特性,有效波高分布范围为 0.3~0.5 m,优势波周期集中于 3~5 s。设定有效波高为 0.3 m、波周期为 3 s 为基准工况进行仿真测试,所得输出特性如图 8 所示,关键性能指标均值汇总于表 5。

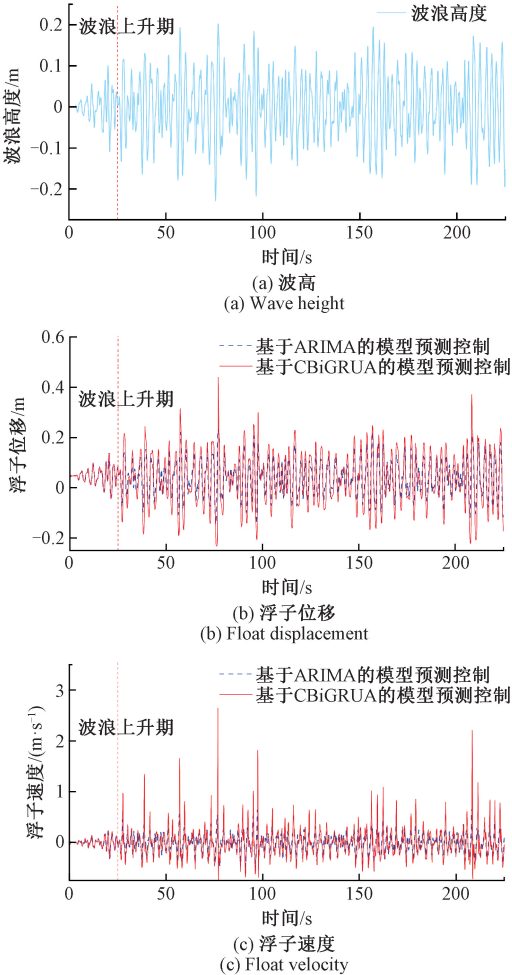
由表 5 可知,基于 CBiGRU-Attention 的模型预测控制相比于基于 ARIMA 的模型预测控制的平均位移提升了 39.31%,平均速度提升了 36.67%,平均功率提升了 140.9%,

表 4 MATLAB 仿真参数

Table 4 MATLAB simulation parameter

参数名	参数值
MATLAB/Simulink 版本	R2024a
仿真时间	400 s
波浪种类	不规则波
求解器	ode45
波谱	JS 波
波浪种子	3.3
浮子半径	5 m
浮子高度	1.5 m
控制开始时间	25 s
步长	0.02
重力	9.806 65
到达最大波高时间	25 s

累计能量提升 189.9%,控制效果显著提升。
2) 波高为 0.6 m 周期为 6 s 时对比实验
为了验证在不同海况下基于 CBiGRU-Attention 的模型预测控制的效果,选取中国东部的舟山群岛海域^[29],该



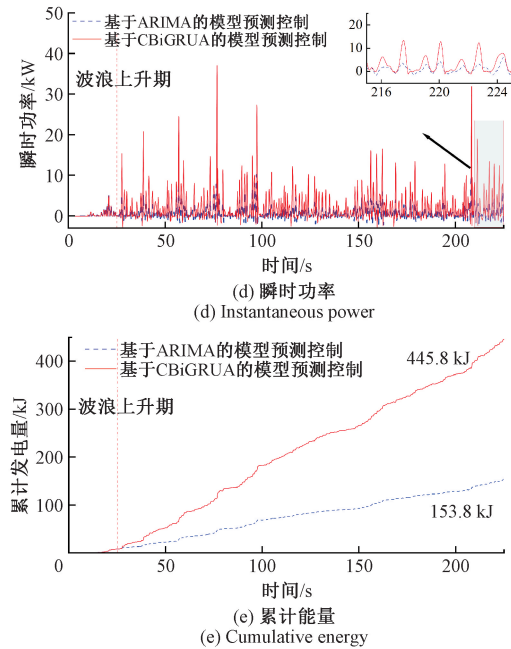


图 8 当有效波高 0.3 m,周期为 3 s 时两种模型
预测控制对比图

Fig. 8 Comparison of two models when the effective
wave height is 0.3 m and the period is 3 s

表 5 当有效波高 0.3 m,周期为 3 s 时两种模型
预测控制的对比

Table 5 Comparison of two models' prediction controls
when the effective wave height is 0.3 m and the period is 3 s

模型	ARIMA	CBiGRU-Attention
平均位移/m	0.064	0.089
平均速度/(m·s ⁻¹)	0.137	0.188
平均功率/kW	0.973	2.344
累计能量/kJ	153.8	445.8

海域涵盖不规则波与多向散射波的复合工况,可有效检验模型鲁棒性,由于岛礁形成的半遮蔽环境,常见波高为 0.5~0.8 m,并且周期在 5~7 s,将波高修改为 0.6 m,周期设定为 6 s,在此条件下验证基于 ARIMA 和基于 CBiGRU-Attention 的模型预测控制的效果,输出结果如图 9 所示,各项指标均值如表 6 所示。

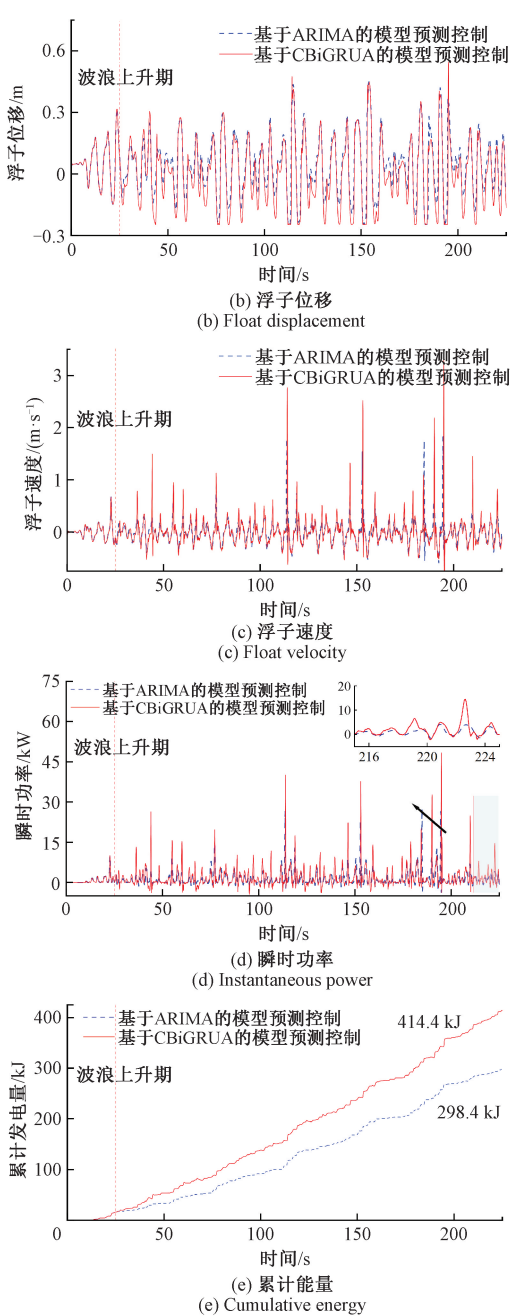
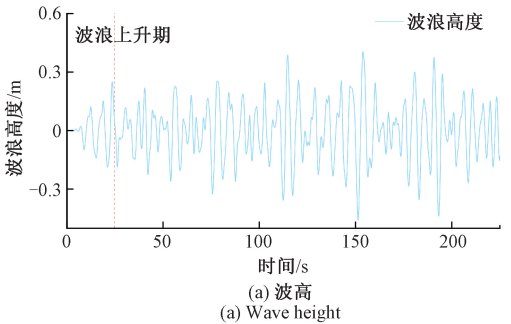


图 9 当有效波高 0.6 m,周期为 6 s 时两种模型
预测控制对比图

Fig. 9 Comparison of two models when the effective
wave height is 0.6 m and the period is 6 s

由表 6 可知,在有效波高 0.6 m,周期为 6 s 的波况下,基于 CBiGRU-Attention 的模型预测控制相比于基于 ARIMA 的模型预测控制的平均位移提升了 10.9%,平均速度提升了 19%,平均功率提升了 50.3%,累计能量提升 38.9%。由结果可知在低能流密度的平缓波浪条件下,CBiGRU-Attention 模型依然维持较高的控制效能,其多目标优化能力较传统方法具有明显鲁棒性优势。

表 6 当有效波高 0.6 m,周期为 6 s 时两种模型
预测控制的对比

Table 6 Comparison of two models' prediction controls
when the effective wave height is 0.6 m and the period is 6 s

模型	ARIMA	CBiGRU-Attention
平均位移/m	0.121	0.134
平均速度/(m•s ⁻¹)	0.140	0.167
平均功率/kW	1.577	2.372
累计能量/kJ	298.41	414.38

3) 波浪类型为 PM 波时对比实验

为了验证本控制算法在面对不同类型的随机波时的效果,本节将联合北海波浪谱(jonswap,JS)修改为皮尔逊-莫斯科维茨谱(pierson-moskowitz, PM),并在波高为 0.3 m 周期为 3 s 时进行仿真分析,结果如图 10 所示,各项指标如表 7 所示。

由表 7 可知,当波型为 PM 波时有效波高 0.3 m,周期为 3 s 时的波况下,基于 CBiGRU-Attention 的模型预测控制相比于基于 ARIMA 的模型预测控制的平均位移提升

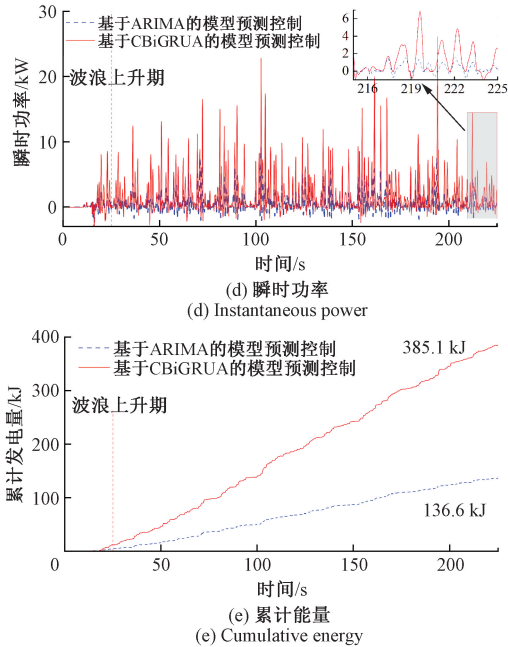
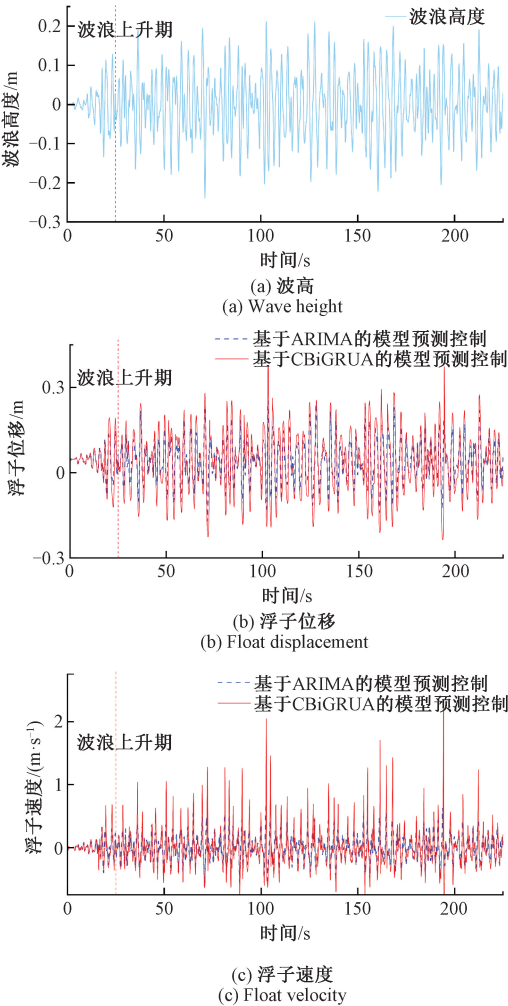


图 10 当波型为 PM 波时有效波高 0.3 m,周期为 3 s 时两种模型预测控制对比图

Fig. 10 Comparison of two models when the waveform is PM wave, the effective wave height is 0.3 m and the period is 3 s

表 7 当波型为 PM 波时有效波高 0.3 m,周期为 3 s 时
两种模型预测控制的对比

Table 7 Comparison of the prediction control of the two
models when the waveform is PM wave, the effective wave
height is 0.3 m and the period is 3 s

模型	ARIMA	CBiGRU-Attention
平均位移/m	0.094	0.067
平均速度/(m•s ⁻¹)	0.150	0.205
平均功率/kW	0.879	2.001
累计能量/kJ	136.6	385.1

了 41%,平均速度提升了 36%,平均功率提升了 128%,累计能量提升 182%。由结果可知在 PM 波下,本文提出的控制方法仍然有较好的效果,验证了其面对不同环境下的泛化能力。

4 结 论

本研究针对传统注意力模型在波浪信号处理中存在的局部依赖建模不足、频谱突变响应滞后等问题,提出 CBiGRU-Attention 三级协同预测架构。该模型通过空间-时序-注意力递进式特征解耦实现高精度预测;卷积神经网络动态捕捉波浪场几何形变特征,结合残差网络提升计算效率,使异常波况下的局部特征响应强度提升;双向门控循环单元通过双向架构可同步捕获历史与未来波浪激励的隐含动力学特征;动态可变形注意力机制通过三阶协同

架构实现:动态偏移量生成网络捕捉波浪频谱的时变特征组合,使峰值误差降低 63.5%;可变形卷积核增强异常波动下的几何形变适应能力使 MAE 降低 43.5%;跨模态注意力权重分配策略突破传统单模态建模局限。实验表明,DEGA 在 JS 波谱下的 R^2 达 98.9%,较 Triplet 注意力提升 17.6%,为后续控制优化奠定高精度预测基础。

将 CBiGRU-Attention 预测模型嵌入模型预测控制框架后,通过实时预测的波浪激振力实现动态电流匹配,降低直驱发电机机电系统响应延迟。通过多目标约束下的滚动优化算法实现发电功率最大化的目标。仿真结果表明,该框架在波高 0.3 m,周期为 3 s 时的 JS 波下发电功率提升最明显达到 140%,同时在 PM 波下进行了仿真实验,发电功率同样提升达到 128%。本研究对直驱式波浪能转换装置的功率最大化控制进行了研究,提供了一种融合神经网络与动态模型预测控制的协同优化思路,通过构建 CBiGRU-Attention 多模态耦合预测模型与闭环自适应控制框架,为复杂海况下波浪能发电功率最大化奠定了理论和技术基础。

参考文献

- [1] SALZMANN T, KAUFMANN E, ARRIZABALAGA J, et al. Real-time neural-MPC: Deep learning model predictive control for quadrotors and agile robotic platforms [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(4): 2397-2404.
- [2] 张维星, 张锁平, 党超群, 等. 基于自适应波谱斜率的海面风速反演算法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(3): 68-74.
ZHANG W X, ZHANG S P, DANG CH Q, et al. Research on sea surface wind speed inversion algorithm based on adaptive spectral slope [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(3): 68-74.
- [3] 黄宣睿, 林泽川, 肖曦. 双浮体直驱波浪发电装置建模分析与基于模型预测控制的能量提取算法研究[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 445-454.
HUANG X R, LIN Z CH, XIAO X. Modeling and analysis of the two-body direct-drive wave energy converter and optimal energy extraction method based on model prediction control[J]. Journal of Electrical Technology, 2024, 39(2): 445-454.
- [4] 黄磊, 魏莱, 杨建龙, 等. 基于模型预测的直驱式波浪发电机侧最优功率控制技术[J]. 电工技术学报, 2024, 39(14): 4391-4404.
HUANG L, WEI L, YANG J L, et al. Optimal power control technology of direct-drive wave power generator system based on model prediction [J]. Journal of Electrical Technology, 2024, 39(14): 4391-4404.
- [5] YANG B, DUAN J, CHEN Y, et al. A critical survey of power take-off systems based wave energy converters: Summaries, advances, and perspectives [J]. Ocean Engineering, 2024, 298: 117149.
- [6] 马会彪, 曾静. 基于 POD-LSTM 的污水处理过程模型预测控制[J]. 电子测量技术, 2024, 47(13): 81-88.
MA H B, ZENG J. Model predictive control of sewage treatment process based on POD-LSTM[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(13): 81-88.
- [7] SÁNCHEZ A S, RODRIGUES D A, FONTES R M, et al. Wave resource characterization through in-situ measurement followed by artificial neural networks' modeling [J]. Renewable Energy, 2018, 115: 1055-1066.
- [8] MANAWADU N, NISSANKA I D, KARUNASENA H C P. Numerical analysis and performance optimization of a flap-type oscillating wave surge converter in irregular waves [C]. 2022 Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon). IEEE, 2022: 1-6.
- [9] LI G, BELMONT M R. Model predictive control of sea wave energy converters-part I: A convex approach for the case of a single device[J]. Renewable Energy, 2014, 69: 453-463.
- [10] WANG Z, LUAN F, WANG N. An improved model predictive control method for wave energy converter with sliding mode control [J]. Ocean Engineering, 2021, 240: 109881.
- [11] LIU H, ZHOU Y, REN X, et al. Numerical modeling and application of the effects of fish movement on flow field in recirculating aquaculture system[J]. Ocean Engineering, 2023, 285: 115432.
- [12] 梁惠溉, 杨俊华, 林汇金, 等. 基于矩匹配模型降阶的直驱式波浪发电系统功率优化[J]. 太阳能学报, 2024, 45(5): 191-197.
LIANG H G, YANG J H, LIN H J, et al. Power optimization of direct-drive wave power system based on moment matching model reduction[J]. Journal of Solar Energy, 2024, 45(5): 191-197.
- [13] 张登攀, 兰征, 杜怡衡. 基于 PCHIP-VMD 数据分析与 SSA-LSTM 模型的短期风电功率预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 251-261.
ZHANG D P, LAN ZH, DU Y H. Short-term wind power prediction based on PCHIP-VMD data analysis and SSA-LSTM model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 251-261.
- [14] ZOU S, ABDELKHALIK O. Modeling of a variable-geometry wave energy converter[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2021, 46(3): 879-890.

- [15] PIRHOOSHYARAN M, SNYDER L V. Forecasting, hindcasting and feature selection of ocean waves via recurrent and sequence-to-sequence networks [J]. Ocean Engineering, 2020, 207: 107424.
- [16] 王欣峰, 姜鑫杰, 张丕, 等. 基于TBKA-P&O算法的光伏系统MPPT控制研究[J]. 电子测量技术, 2025, 48(7): 36-45.
- WANG X F, JIANG X J, ZHANG P, et al. Research on MPPT control of photovoltaic system based on TBKA-P&O algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(7): 36-45.
- [17] 曾宇坤, 胡朋, 梁竹关, 等. 基于深度强化学习哈里斯鹰算法的路径规划[J]. 电子测量技术, 2023, 46(12): 69-76.
- ZENG N K, HU P, LIANG ZH G, et al. Path planning based on deep reinforcement learning Harris hawks algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(12): 69-76.
- [18] KHEDKAR K, BHALLA A P S. A model predictive control (MPC)-integrated multiphase immersed boundary (IB) framework for simulating wave energy converters (WECs) [J]. Ocean Engineering, 2022, 260: 111908.
- [19] WEI L, HUANG L, YANG J L, et al. An improved model predictive current control for permanent magnet linear generator of direct-drive wave energy converters [C]. IECON 2022-48th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2022: 1-6.
- [20] 张猛, 尹丽菊, 周辉, 等. 基于SimAM-Ada YOLOv5的太阳能电池表面缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(22): 17-25.
- ZHANG M, YIN L J, ZHOU H, et al. Surface defect detection of solar cell based on SimAM-Ada YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(22): 17-25.
- [21] 殷晓虎, 张安熠, 张珂珂, 等. 基于Inception-BiGRU和注意力机制的频谱感知方法研究[J]. 电子测量技术, 2025, 48(6): 90-98.
- YIN X H, ZHANG AN Y, ZHANG K K, et al. Spectrum sensing methods based on Inception-BiGRU and attention mechanism [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(6): 90-98.
- [22] DONG D, WANG S, GUO Q, et al. Ocean wind speed prediction based on the fusion of spatial clustering and an improved residual graph attention network [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(12): 2350.
- [23] 翟永杰, 王璐瑶, 郭聪彬. 基于Faster R-CNN的复杂背景下绝缘子目标检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(16): 187-194.
- ZHAI Y J, WANG L Y, GUO C B. Insulator object detection in complex background based on Faster R-CNN [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(16): 187-194.
- [24] CHU X, HE J, SONG H, et al. Multimodal deep learning for heterogeneous GNSS-R data fusion and ocean wind speed retrieval [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 5971-5981.
- [25] 陈新岗, 赵龙, 马志鹏, 等. 基于ISSA-CNN-BiGRU-attention的锂电池健康状态评估[J]. 电子测量技术, 2024, 47(8): 45-52.
- CHEN X G, ZHAO L, MA ZH P, et al. State of the health assessment of lithium batteries based on ISSA-CNN-BiGRU-Attention [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(8): 45-52.
- [26] CHOLLET F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1251-1258.
- [27] 王劲楠, 张晓明, 张鸽, 等. 基于GAN-LSTM改进T-L磁补偿方法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(5): 50-56.
- WANG J N, ZHANG X M, ZHANG G, et al. Improved T-L magnetic compensation method based on GAN-LSTM [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(5): 50-56.
- [28] 易笑园, 陈宏, 张庆, 等. 渤海湾西岸一次局地极端短时强降水事件的成因分析[J]. 海洋气象学报, 2024, 44(3): 1-13.
- YI X Y, CHEN H, ZHANG Q, et al. Causes of a local extreme local short-term heavy precipitation event along the west coast of the Bohai Bay [J]. Journal of Marine Meteorology, 2024, 44(3): 1-13.
- [29] 闫昌源, 陈栋, 吴文凡, 等. 舟山群岛海域冬季流场特征研究[J]. 海洋与湖沼, 2023, 54(3): 653-664.
- YAN CH Y, CHEN D, WU W F, et al. Characteristics of winter flow field in Zhoushan Islands [J]. Oceans and Lakes, 2023, 54(3): 653-664.

作者简介

张宇翔, 博士, 副教授, 主要研究方向为波浪能发电等。

E-mail: yxzhang@hyit.edu.cn

刘世豪, 硕士研究生, 主要研究方向为波浪能发电等。

E-mail: 212309611013@hyit.edu.cn

沈骞(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为深度学习等。

E-mail: qianshen@hyit.edu.cn

张磊, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习等。

E-mail: 212309611057@hyit.edu.cn

李易, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习等。

E-mail: 212309611056@hyit.edu.cn