



Open Access

引用格式:董立业,王奇,乔冠东,等.基于GPR代理模型的海上风机能量回收VTMD主动减振参数优化[J].海南大学学报(自然科学版中英文),DOI:10.65658/j.hndk.2026041701.

Citation:Dong Liye, Wang Qi, Qiao Guandong, et al. GPR surrogate-based parameter optimization of energy harvesting VTMD for offshore wind turbine vibration control[J]. Natural Science of Hainan University, DOI: 10.65658/j.hndk.2026041701.

基于GPR代理模型的海上风机能量回收 VTMD主动减振参数优化

董立业^{ID},王奇^{ID}✉,乔冠东^{ID},赵涛^{ID},周智^{ID}

(海南大学 土木建筑工程学院,海南 海口 570228)

摘要:针对深远海超大型风机风致振动突出及主动控制能源供给受限的问题,本文提出一种兼顾减振与能量回收的虚拟调谐质量阻尼器参数优化方法,并引入高斯过程回归代理模型实现高效求解。首先建立IEA 15 MW 风机虚拟调谐质量阻尼器机电耦合模型,构建控制力与电池功率映射关系;其次以虚拟质量比、调谐频率和阻尼比为设计变量,以塔顶的加速度均方根值、加速度峰值及平均电池功率为评价指标,基于500组样本构建高斯过程回归代理模型,并开展参数寻优;最后在轮毂高度平均风速为 $16\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的湍流风作用下进行闭环仿真验证。结果表明:所建高斯过程回归代理模型具有较高预测精度,可实现参数快速寻优;优化后虚拟调谐质量阻尼器减振性能优于被动调谐质量阻尼器,其中能量回收导向参数组合在保持减振能力的同时实现了能量回收。

关键词:海上风机;虚拟调谐质量阻尼器;高斯过程回归;能量回收

中图分类号:TK83 **文献标志码:**A

DOI: 10.65658/j.hndk.2026041701 CSTR: 32403.14.hndk.2026041701

GPR surrogate-based parameter optimization of energy harvesting VTMD for offshore wind turbine vibration control

Dong Liye^{ID}, Wang Qi^{ID}✉, Qiao Guandong^{ID}, Zhao Tao^{ID}, Zhou Zhi^{ID}

(School of Civil Engineering and Architecture, Hainan University, Haikou, Hainan 570228)

Abstract: To address the prominent wind induced vibration of ultra-large deep-sea wind turbines and the limited energy supply for active control, this study proposes a parameter optimization method for a virtual tuned mass damper (VTMD) that integrates vibration mitigation and energy harvesting. A Gaussian process regression (GPR) surrogate model is introduced to improve the computational efficiency of the optimization process. First, an electromechanically coupled VTMD model is established for the IEA 15 MW wind turbine, and the relationship between the control force and battery power is formulated. Second, the virtual mass ratio, tuning frequency, and damping ratio are selected as design variables, while the root-mean-square tower-top acceleration, peak acceleration, and average battery power are adopted as evaluation indicators. Based on 500 training samples, a GPR surrogate model is constructed to perform parameter optimization. Finally, closed-loop

Received: 2026-04-17; **Revised:** 2026-05-12; **Accepted:** 2026-05-12.

✉ **Corresponding author(s):** Wang Qi, E-mail: wangqi67315@126.com.

simulation verification is performed under turbulent wind conditions with a mean wind speed of $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ at the hub height. The results show that the established GPR surrogate model achieves high prediction accuracy and enables rapid parameter optimization. The optimized VTMD exhibits superior vibration mitigation performance compared to a passive tuned mass damper. Furthermore, the energy-harvesting-oriented parameter combination achieves effective energy recovery while maintaining satisfactory vibration control capability.

Keywords: offshore wind turbine; virtual tuned mass damper; energy recovery; Gaussian process regression

0 引言

随着海上风电向深远海与大容量方向持续发展, 15 MW 及以上超大型机组已成为当前研究与工程应用的重要趋势。陶建根等^[1]、王立忠等^[2]和刘帅等^[3]均指出风电机组大型化已成为行业发展的核心方向, 叶伟^[4]也从产业角度分析了风电机组大型化的快速演进趋势。随着风电机组尺度不断增大, 支撑结构柔性增强、结构阻尼降低, 使得在复杂风、浪及地震等环境载荷作用下的振动响应显著增强。Igwezie 等^[5]指出, 大型风机支撑结构在服役过程中面临更严苛的疲劳与结构完整性问题; Hu 等^[6]进一步表明, 在多场耦合作用下, 海上风机振动响应明显放大, 尤其是运行状态下的风致振动问题极为突出。因此, 开展面向超大型海上风机的高效振动控制研究具有重要工程意义。

针对海上风机结构振动控制问题, 现有研究主要包括被动、半主动和主动控制方法。被动控制方面, Pasand^[7]等和 Wang 等^[8]分别从多调谐质量阻尼器布置及土-结构相互作用角度研究了调谐质量阻尼器(tuned mass damper, TMD)的减振性能; 针对海上风机, Nazokkar 等^[9]和 Luo 等^[10]提出了液柱气体阻尼器和电磁惯容阻尼器等装置。半主动控制方面, 李书进等^[11]基于磁流变弹性体开展了风机振动控制研究, Ramirez 等^[12]和 Peng 等^[13]则通过优化算法和可靠性分析提高了半主动控制效果。主动控制方面, Chang 等^[14]、Safakhaneh 等^[15]和 Shahi 等^[16]的研究表明, 主动控制在复杂激励条件下具有更优的减振潜力。但对于 15 MW 级超大型风机而言, 被动控制方法在宽频随机激励下易出现失谐, 主动控制方法又面临附加质量、空间受限及持续供能等问题, 尤其是在远海风电场中, 运维成本高、效率低, 主动控制系统依赖外部电源, 成本高昂, 且在台风等极端工况下可能面临断电或失效风险。因此, 兼顾减振与自供能的振动控制系统具有现实意义。

针对上述问题, 虚拟调谐质量阻尼器(virtual tuned mass damper, VTMD)为受限空间条件下的振动控制提供了一种新的思路。Long 等^[17]基于气动-结构-伺服耦合模型提出 VTMD 算法, 证明通过主动控制力可以使小质量块在动力学上等效模拟大质量比 TMD 的作用。该方法通过重构系统等效参数, 在保证减振效果的同时显著降低附加质量, 因而在超大型风机中的应用具有良好前景。与此同时, 振动控制中的能量问题逐渐受到关注。Cai 等^[18]指出, 振动控制与能量采集可以在统一框架下协同考虑。Li 等^[19-20]进一步提出具有自供能的电磁阻尼与主动控制系统, 实现了控制与能量回收的耦合设计。这表明, 电磁执行系统不仅能够提供控制力, 还可以在特定工况下回收结构振动能量, 从而降低对外部供能的依赖, 对于远海风机尤其重要。但现有研究多集中于减振性能, 对能量流动特性及其与控制参数的耦合关系缺乏系统分析。

此外, 风机振动控制参数优化通常涉及强非线性耦合及大量时域仿真计算, 直接搜索方法计算成本高。近年来, 代理模型在海上风机相关问题中得到广泛应用。Witter 等^[21]构建了风机实时代理模型, Quevedo-Reina 等^[22]和 Edwards 等^[23]分别将神经网络应用于支撑结构评估与气动模拟, Zhang 等^[24]则将代理模型用于阻尼器参数优化, Wen 等^[25]和 Zhao 等^[26]进一步将其应用于系泊设计与疲劳可靠性分析。上述研究表明, 代理模型能够显著降低计算成本, 为复杂结构控制问题提供高效求解手段。

综上所述, 现有学者已从被动、半主动和主动控制等方面开展了海上风机振动控制研究, 也对振动能量回收和代理模型优化方法进行了探索。但对于 15 MW 级超大型海上风机而言, 现鲜有研究将

VTMD 的主动减振特性、机电能量回收机制和高效参数寻优过程纳入统一框架, 导致减振性能、能量收支和参数优化之间的耦合关系尚不清晰。针对这一问题, 本文选取 IEA 15 MW 参考风机作为研究对象, 构建风机 VTMD 机电耦合动力学模型, 并进一步建立以塔顶振动响应及平均电池功率为核心指标的参数优化问题; 在此基础上, 引入高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)代理模型, 实现控制参数的高效寻优与回代验证; 最后, 在轮毂高度平均风速为 $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的湍流风作用下, 对不同优化目标导向下的最优参数及其减振与能量特性开展系统分析, 旨为超大型海上风机主动减振系统中减振控制与能量管理的一体化设计提供有益参考。

1 风机 VTMD 机电耦合建模与优化问题

1.1 IEA 15 MW 风机动力学模型 选取 IEA 15 MW 参考风机作为研究对象。为聚焦于塔架一阶弯曲模态的主动减振机理, 暂不考虑土-结构相互作用及波浪荷载等复杂环境耦合因素, 将基础简化为刚性固定端。由于在湍流风荷载作用下, 塔架的一阶前后向弯曲模态通常主导了结构的振动响应, 高阶模态及叶片-塔架耦合效应暂作为高阶影响因素处理, 因此将安装于塔顶机舱内的主动质量块与主结构共同简化为双自由度集中质量系统。该建模方式能够以较低的计算成本准确表征结构的主要动力学特征。IEA 15 MW 风机及双自由度简化模型如图 1 所示。

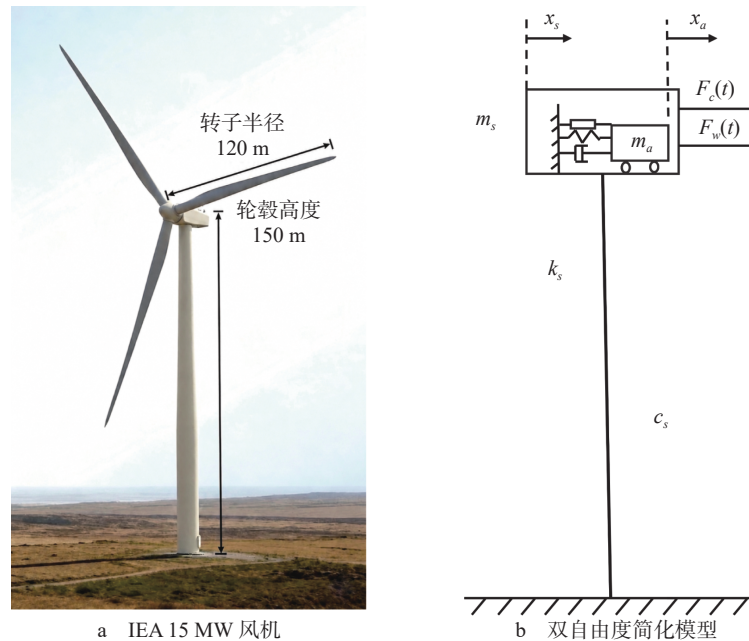


图 1 IEA 15 MW 风机及双自由度简化模型

设主结构等效质量、阻尼和刚度分别为 m_s 、 c_s 和 k_s ; 主动质量块等效质量、阻尼和刚度分别为 m_a 、 c_a 和 k_a ; 主结构相对地面位移为 x_s , 速度为 $\dot{x}_s$, 加速度为 $\ddot{x}_s$; 主动质量块相对主结构位移为 x_a , 速度为 $\dot{x}_a$, 加速度为 $\ddot{x}_a$; 风荷载为 $F_w(t)$, 控制力为 $F_c(t)$, 则系统运动方程为

$$m_s \ddot{x}_s + c_s \dot{x}_s + k_s x_s - c_a \dot{x}_a - k_a x_a = F_w(t) - F_c(t) \quad (1)$$

$$m_a (\ddot{x}_s + \ddot{x}_a) + c_a \dot{x}_a + k_a x_a = F_c(t) \quad (2)$$

将式(1)和式(2)改写为状态空间形式, 可得:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}\mathbf{U} \\ \mathbf{Y} = \mathbf{C}\mathbf{X} + \mathbf{D}\mathbf{U} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\dot{\mathbf{X}}$ 表示状态向量的导数, $\mathbf{Y}$ 表示输出向量; $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{C}$ 和 $\mathbf{D}$ 分别表示状态矩阵、输入矩阵、输出矩阵和

传递矩阵。状态向量 $\mathbf{X}$ 和输入向量 $\mathbf{U}$ 分别为

$$\begin{cases} \mathbf{X} = [x_s \ \dot{x}_s \ x_a \ \dot{x}_a]^T \\ \mathbf{U} = [F_w(t) \ F_c(t)]^T \end{cases} \quad (4)$$

外部气动激励由 OpenFAST 提取。利用 TurbSim 生成轮毂高度平均风速为 $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 、湍流强度为 10% 的湍流风场, 如图 2 所示。将获得机舱前后向气动荷载作为基础输入。但气动荷载在物理上不仅表现为沿风向的合力, 其作用点偏心还会引入附加倾覆力矩, 若仅以水平集中力形式输入, 难以准确反映对塔架弯曲振动的激励特性。因此, 采用基于塔顶加速度响应一致性的等效方法: 以无控制下轮毂处加速度响应时程为基准目标, 在保持气动荷载波形特征不变的前提下, 对其幅值进行迭代校准, 反算得到作用于主结构集中质量上的广义等效风荷载时程, 如图 3 所示。其核心原则是使简化双自由度模型在等效荷载作用下的塔顶加速度响应与原 OpenFAST 风机模型在真实气动荷载作用下的塔顶加速度响应保持一致。经此等效处理后, 风荷载在保留湍流风主要频域特征的同时, 其力幅与作用方式能够更准确地表征气动荷载及其诱导力矩对塔架一阶弯曲振动的综合激励效应, 从而保证简化模型在动力学分析中的严谨性与合理性。

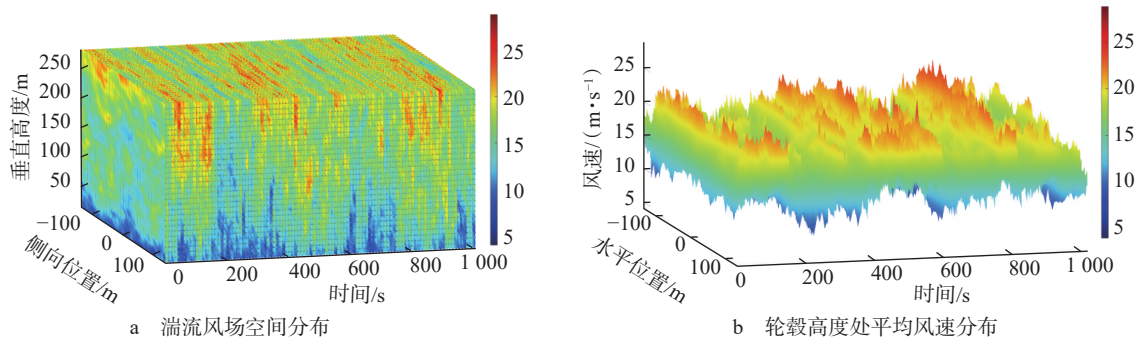


图 2 轮毂高度平均风速为 $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的湍流风输入特性

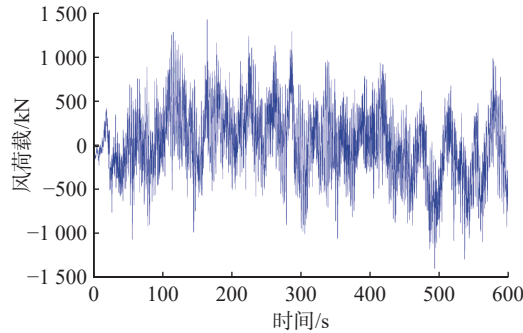


图 3 塔顶加速度响应等效后的广义风荷载时程

1.2 VTMD 主动控制算法 TMD 在窄频振动控制中具有一定的抑振作用, 但在高速运行状态下, 塔架响应常受一阶弯曲频率与叶片通过频率共同影响, 被动装置容易失谐。同时, 若要进一步提高减振效果, TMD 往往需要较大质量比, 这与 15 MW 风机机舱内部的空间约束并不匹配。因此, 采用 VTMD 主动控制算法^[17]。该算法不依赖大质量物理装置, 而是通过小质量块和主动控制力, 在动力学上模拟大质量比 TMD 的等效作用, 即用实际系统来模拟 VTMD 系统, 其中的虚拟参数是可调节的。

设 VTMD 的等效质量、阻尼和刚度分别为 m_v 、 c_v 和 k_v , 其相对主结构位移为 x_v , 则 VTMD 的理想动力学形式可写为

$$m_v (\ddot{x}_s + \ddot{x}_v) + c_v \dot{x}_v + k_v x_v = 0 \quad (5)$$

主动质量块的实际动力学满足:

$$m_a(\ddot{x}_s + \ddot{x}_a) + c_a\dot{x}_a + k_ax_a = F_c(t) \quad (6)$$

由实际系统跟踪虚拟系统, 可将控制力写为

$$F_c(t) = (m_a - m_v)(\ddot{x}_s + \ddot{x}_a) + (c_a - c_v)\dot{x}_a + (k_a - k_v)x_a \quad (7)$$

1.3 机电能量转化原理 式(7)给出了目标控制力 $F_c(t)$ 的计算过程, 但 $F_c(t)$ 需要通过电磁作动器来施加, 同时机电耦合系统还需具备能量双向流动能力以实现振动能量回收。因此, 建立电磁作动器模型, 机电耦合系统工作原理如图4所示。控制模型根据结构状态反馈计算目标控制力 $F_c(t)$, 并转换为相应的电压指令驱动电磁作动器, 使主动质量块与主结构之间产生相对运动, 同时线圈切割磁感线产生反电动势; 当满足一定条件时, 反电动势向电池回馈电能, 实现能量回收^[20]。

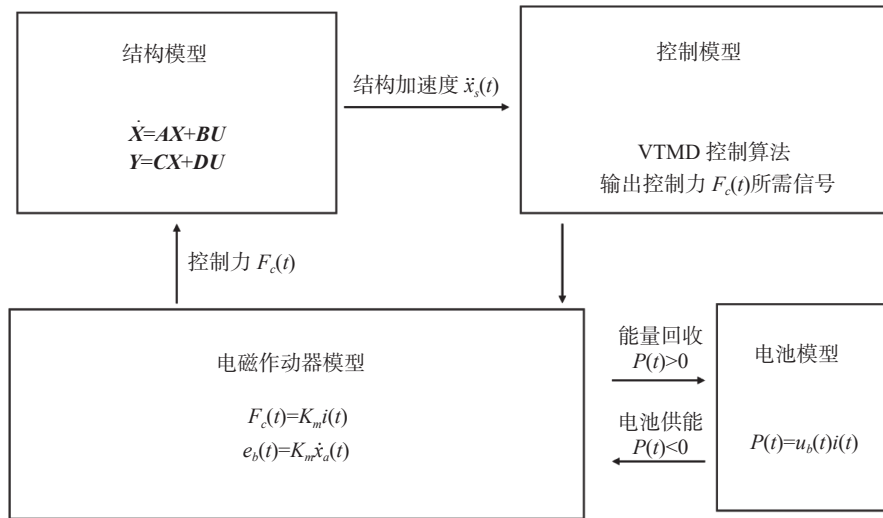


图4 机电耦合系统原理图

设作动器电机常数为 K_m , 线圈电流为 $i(t)$, 相对速度为 $\dot{x}_a(t)$, 则基础机电关系为

$$F_c(t) = K_m i(t) \quad (8)$$

$$e_b(t) = K_a \dot{x}_a(t) \quad (9)$$

其中, $e_b(t)$ 为反电动势。为实现双向功率流动, 采用H桥与脉冲宽度调制控制。忽略高频开关周期内的电感瞬态后, 可将电路视为准稳态系统。由基尔霍夫电压定律, 有:

$$u_b(t) - e_b(t) = Ri(t) \quad (10)$$

其中, $u_b(t)$ 为等效电池端电压, R 为电路总电阻。

联立式(8)~(10), 即可建立占空比-电流-控制力的映射关系。为评价机电耦合系统能量特性, 定义瞬时电功率为

$$P(t) = u_b(t)i(t) \quad (11)$$

其中, $P(t) < 0$ 表示机电耦合系统消耗电能, $P(t) > 0$ 表示机电耦合系统向电池回馈电能。

结合式(8)~(10), 可得机电耦合系统实现能量回收需满足:

$$F_c(t)\dot{x}_a(t) < -Ri^2(t) \quad (12)$$

设一个完整周期为 T , 进一步定义平均电池功率 $\bar{P}$ 为

$$\bar{P} = \frac{1}{T} \int_0^T P(t) dt \quad (13)$$

1.4 优化问题定义 VTMD的可调性主要体现在虚拟质量比、虚拟调谐频率和虚拟阻尼比3个参数上,

因此将设计变量写为

$$\boldsymbol{\theta} = [\mu_v \ f_v \ \zeta_v]^T \quad (14)$$

其中, μ_v 为虚拟质量比, f_v 为虚拟调谐频率, ζ_v 为虚拟阻尼比。鉴于设计变量维数较低, 且各变量取值范围已结合工程经验预先离散化, 为保证参数空间覆盖的均匀性与样本可比性, 采用全因子离散组合方式构建代理模型样本集, 在三维参数空间内共生成 500 组样本, 如表 1 所示。

表 1 VTMD 虚拟参数取值范围

参数	数值									
$\mu_v/\%$	5.000	7.222	9.444	11.666	13.888	16.110	18.332	20.554	22.776	25.000
f_v/Hz	0.168	0.200	0.232	0.264	0.296	0.328	0.360	0.392	0.424	0.458
$\zeta_v/\%$	8.00	8.00	16.00	16.00	24.00	24.00	32.00	32.00	40.00	40.00

考虑结构疲劳、极值响应和能量利用的需求, 分别定义塔顶加速度均方根值 RMS (root mean square):

$$J_1(\boldsymbol{\theta}) = RMS(a_{top}(t)) \quad (15)$$

加速度峰值 $Peak$:

$$J_2(\boldsymbol{\theta}) = Peak|a_{top}(t)| \quad (16)$$

平均电池功率 $Pele$:

$$J_3(\boldsymbol{\theta}) = Pele \quad (17)$$

3 个目标函数, 并开展分目标独立优化。其中, $a_{top}(t)$ 为塔顶加速度时程, $Pele$ 为平均电池功率。于是优化问题为

$$\begin{cases} \min_{\boldsymbol{\theta}} J_k(\boldsymbol{\theta}), & k = 1, 2 \\ \max_{\boldsymbol{\theta}} J_k(\boldsymbol{\theta}), & k = 3 \end{cases} \quad (18)$$

同时, 为保证最优参数具有工程可实施性, 还需施加推力、功率及质量块行程等约束条件:

$$|F_c(t)| \leq F_{\max} = 300 \text{ kN} \quad (19)$$

$$|P(t)| \leq P_{\max} = 600 \text{ kW} \quad (20)$$

$$|x_a(t)| \leq x_{\max} = 2.5 \text{ m} \quad (21)$$

2 基于 GPR 代理模型的控制参数优化

2.1 加速优化总体流程 由于系统响应同时受到随机风荷载、机电耦合和物理约束影响, 设计变量与目标函数之间呈现明显的非线性映射关系。若完全依赖高保真时域仿真进行参数遍历, 则每组参数都需完成一次闭环求解, 整体计算成本较高。因此, 采用高保真样本生成 GPR 代理建模—全局快速寻优—高保真回代验证的技术路线。

Step1 构建 OpenFAST 与 Simulink 联合仿真平台并定义优化目标。

Step2 采用全因子采样策略选取参数组合, 进行 OpenFAST 与 Simulink 联合仿真, 运算风机响应, 获取样本数据训练高斯过程回归(GPR)代理模型, 进行超参数优化。

Step3 利用 GPR 得到的最优参数组合进行回代验证检测其预测精度。

2.2 GPR 代理模型构建 设训练样本集为

$$\boldsymbol{D} = \{(\boldsymbol{\theta}_i, \boldsymbol{y}_i)\}_{i=1}^N \quad (22)$$

其中, $\theta = [\mu_{v,i} \ f_{v,i} \ \zeta_{v,i}]^T$ 表示第 i 组控制参数, y_i 表示对应的单一输出响应。

对于任意输入向量 θ , 可将系统输出写为

$$y = f(\theta) + \varepsilon \quad (23)$$

其中, $f(\theta)$ 为待学习的潜在响应函数, $\varepsilon \sim N(0, \sigma_n^2)$ 为独立同分布高斯噪声。假定

$$f(\theta) \sim GP(m(\theta), K(\theta, \theta')) \quad (24)$$

其后验预测均值 $m(\theta_*)$ 和方差 $\text{Var}(y_*)$ 分别为

$$m(\theta_*) = K_*^T (K + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} y \quad (25)$$

$$\text{Var}(y_*) = K(\theta_*, \theta_*) - K_*^T (K + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} K_* \quad (26)$$

其中, K 为协方差矩阵, K_* 是测试集的协方差矩阵, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵, 对于测试向量 θ_* 。

2.3 样本集构建与核函数筛选 为提高代理模型对不同变量尺度及不同响应面形态的适配能力, 引入带自动相关判别 (automatic relevance determination, ARD) 机制的核函数^[27], 包括 ARD 平方指数核 (ARD Squared Exponential)、ARD Matérn 3/2 核和 ARD Matérn 5/2 核。模型训练采用 5 折交叉验证, 通过最大化对数边缘似然优化超参数, 精度以 R^2 和 $RMSE$ 评价, 3 类候选核函数交叉验证精度对比如表 2 所示。

表 2 3 类候选核函数交叉验证精度对比

变量类别	核函数类型	优化前 $RMSE$	优化后 $RMSE$	优化前 R^2	优化后 R^2
<i>RMS</i>	ARD Squared Exponential	0.001 1	0.000 6	0.994 7	0.998 3
	ARD Matérn 3/2	0.001 1	0.000 8	0.994 2	0.997 2
	ARD Matérn 5/2	0.001 1	0.000 6	0.994 6	0.998 2
<i>Peak</i>	ARD Squared Exponential	0.010 5	0.010 3	0.969 2	0.970 5
	ARD Matérn 3/2	0.009 6	0.009 6	0.974 0	0.974 4
	ARD Matérn 5/2	0.009 4	0.009 4	0.975 2	0.975 0
<i>Pele</i>	ARD Squared Exponential	0.207 2	0.174 8	0.988 5	0.991 8
	ARD Matérn 3/2	0.184 8	0.182 0	0.990 8	0.991 1
	ARD Matérn 5/2	0.177 6	0.168 8	0.991 5	0.992 4

按照表 1 给出的参数范围, 采用全因子离散组合方式在三维参数空间内生成 500 组样本作为训练集。采用拉丁超立方抽样随机生成 100 组样本作为测试集, 其中测试集仅用于代理模型泛化性能评估, 不参与超参数训练及核函数筛选。每组样本均通过 Simulink 闭环模型计算得到塔顶加速度均方根值、加速度峰值和平均电池功率。为消除不同参数量纲的影响, 所有输入变量在进入 GPR 代理模型前均进行了归一化处理。

由表 2 可知, 对于塔顶加速度均方根值, ARD Squared Exponential 核的综合拟合效果更优; 对于加速度峰值与平均电池功率而言, ARD Matérn 5/2 核取得更优结果; 这一差异本身也具有物理意义。超参数优化对平滑性较强的统计型响应 (*RMS*) 具有更显著的提升效果, 而对极值型或高波动响应 (*Peak*) 的改进较为有限。同时, 不同核函数的最优表现随响应类型而变化: ARD Squared Exponential 核更适用于高平滑响应建模, 而 Matérn 5/2 核在处理局部变化更明显的响应时表现更为稳健。这表明核函数选择应结合响应变量的统计特征与变化规律, 而非仅依据单一评价指标进行判断。

2.4 代理模型保真度验证 GPR 代理模型训练集交叉验证结果对齐图, 如图 5 所示。从图 5 可知, 3 种目标的训练样本预测值总体沿 45° 参考线分布, 其中 *RMS* 和 *Pele* 的散点聚集程度更高, *Peak* 的离散程度略大。这说明 GPR 代理模型已经能够较好地学习参数空间中的主要响应趋势, 但不同目标在易拟合程度上存在差异。造成这一差异的原因在于: *RMS* 和 *Pele* 反映的是全时程统计特征, 对局部瞬态的不连续变化不敏感, 因此在参数空间中的曲面更连续; *Peak* 直接由时程极值决定, 对局部小幅扰动更敏感, 其等

效响应面更尖锐,从而导致学习难度略高。

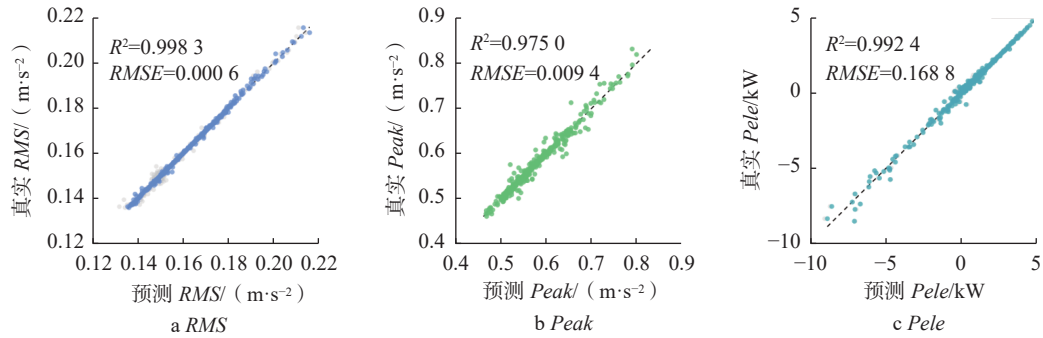


图5 GPR模型训练集交叉验证结果

3个目标函数响应面切片如图6所示。从图6a和图6b可以看出,RMS和Peak响应面整体连续平滑,但Peak曲面在局部区域的曲率变化更明显。由图6c可知,Pele响应面同时存在净耗能区和净回收区,且在不同参数组合下存在较清晰的符号分界。这一结果具有2层含义:(1)RMS和Peak最优解虽然都位于结构主导频带附近,但对阻尼比的偏好不同:RMS更倾向于较低阻尼,因为较小阻尼有利于长期振动能量耗散;Peak则更偏向中高阻尼,以增强对瞬态峰值的抑制能力。(2)Pele的正负分区表明,是否能够形成净回收并不只取决于控制力大不大,而取决于控制力、相对速度和电阻损耗三者之间的相对关系。

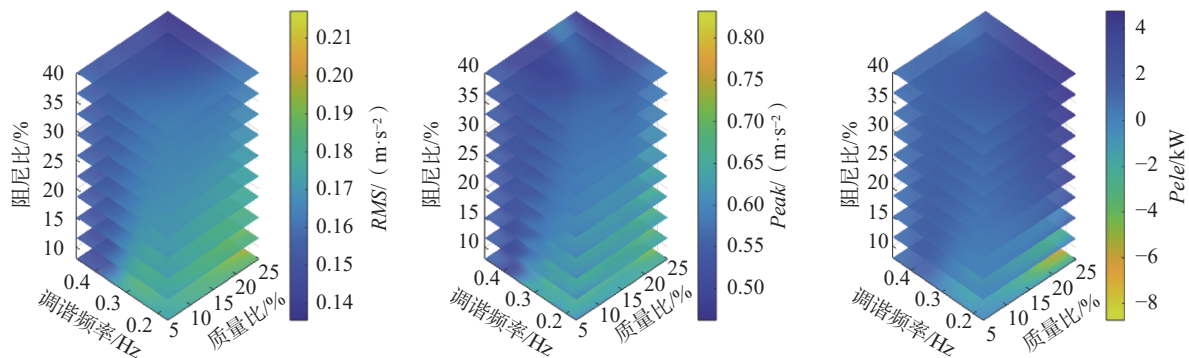


图6 3个目标函数响应面切片图

结合测试集预测精度统计(如表3所示)和测试集预测值与真实值对比图(如图7所示),可以看出RMS、Peak和Pele在独立测试集上的 R^2 均大于0.9800,说明所建代理模型并非仅对训练样本有效,而是具有较好的泛化能力。其中,测试精度方面,RMS最高,Peak次之,Pele略低,但仍保持在可接受范围内。这一结果与图5和图6所反映的响应面复杂度是相互一致的:响应面越光滑,模型越容易学习;响应面中正负分区越明显、局部变化越快,模型误差就越容易增大。

表3 测试集预测精度统计

变量类别	核函数类型	RMSE	R^2
加速度均方根值	ARD Squared Exponential	0.0003	0.9993
加速度峰值	ARD Matérn 5/2	0.0043	0.9930
平均电池功率	ARD Matérn 5/2	0.1212	0.9874

测试集预测残差概率密度分布如图8所示。由图8可知,3种GPR代理模型的残差均集中于零附近,未见明显系统性偏差。其中,RMS和Peak的误差分布更集中,Pele响应误差离散性略大,但整体仍处于可接受区间。这表明GPR代理模型误差主要来源于复杂响应面的局部拟合难度,而非由于训练过程产生了明显偏置。这点对于后续优化尤为重要,因为全局寻优更依赖代理模型对候选参数组合的相对排序能力,只要最优区域附近的响应拓扑被正确学习,代理模型即可稳定支持参数搜索。

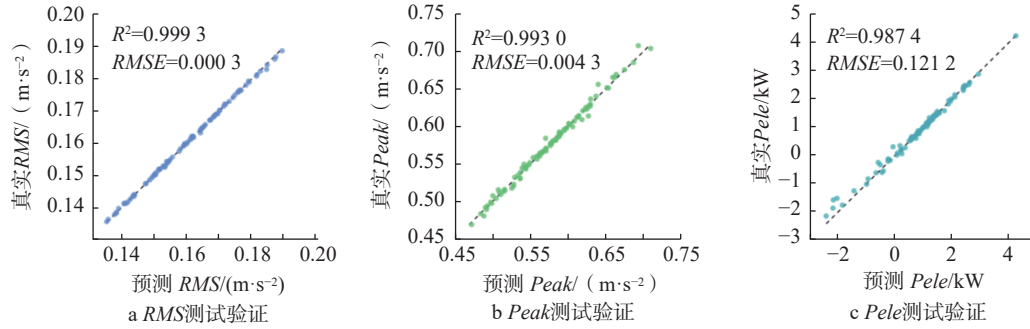


图7 测试集预测值与真实值对比

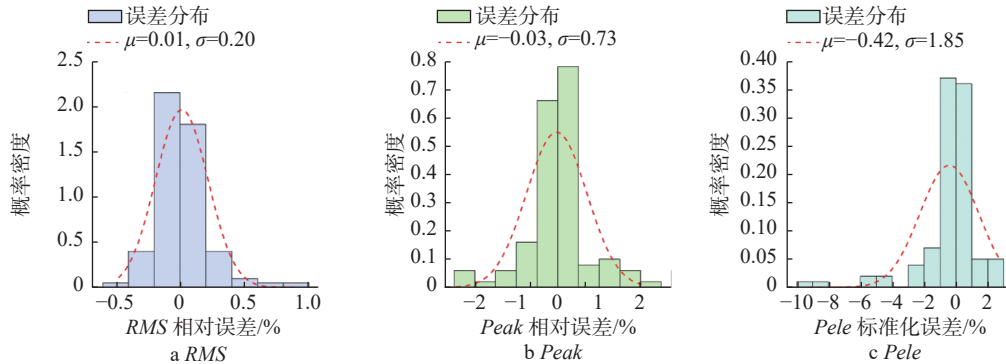


图8 测试集预测残差概率密度分布

3 最优参数寻优结果与性能分析

3.1 全局寻优与高保真回代验证 在训练完成的GPR代理模型基础上,分别针对最小加速度均方根值、最小加速度峰值和最大平均电池功率3个目标开展全局搜索,并得到对应的最优参数组合。随后将所得最优参数重新代入Simulink高保真模型进行回代验证,验证结果如表4所示。对于最小加速度均方根值 RMS_{min} ,最优参数为[14.17%,0.428 Hz,8.00%],GPR预测值和真实值分别为0.143 9和0.143 8 $m \cdot s^{-2}$;对于最小加速度峰值 $Peak_{min}$,最优参数为[15.83%,0.438 Hz,32.89%],对应预测值和真实值分别为0.493 9和0.499 9 $m \cdot s^{-2}$;对于最大平均电池功率 $Pele_{max}$,最优参数为[16.67%,0.458 Hz,8.00%],对应预测值和真实值分别为0.512 2和0.436 7 kW。

表4 3个优化目标的最优参数及回代验证结果

优化目标	最优虚拟参数组合	GPR预测值	Simulink真实值	预测误差/%
RMS_{min}	[14.17%, 0.428 Hz, 8.00%]	0.143 9	0.143 8	0.07
$Peak_{min}$	[15.83%, 0.438 Hz, 32.89%]	0.493 9	0.499 9	1.21
$Pele_{max}$	[16.67%, 0.458 Hz, 8.00%]	0.512 2	0.436 7	14.74

由表4可知:(1)3个优化目标对应的最优参数并不一致,说明减振最优和能量回收最优并不是同一个问题。(2) RMS_{min} 和 $Pele_{max}$ 都落在较低阻尼比8.00%处,而 $Peak_{min}$ 则对应较高阻尼比32.89%。这意味着较低阻尼更有利于长期能量交换和统计振动衰减,而较高阻尼更有利于抑制局部瞬态峰值响应。(3)3个优化目标的最优频率均集中在0.428~0.458 Hz,说明最优解总体仍围绕主导振动频带展开,但不同目标对靠近主频还是稍偏离主频的偏好存在差异。

从回代验证结果看, RMS_{min} 和 $Peak_{min}$ 的预测值和真实值非常接近,说明代理模型不仅能够描述整体趋势,也能稳定锁定最优区域。虽然 $Pele_{max}$ 的相对误差较于 RMS_{min} 和 $Pele_{max}$ 的相对误差更大,但其绝对误差仅为0.075 5 kW。考虑到 $Pele_{max}$ 的相对误差较小,且存在耗能/回馈状态切换及零点跨越等特征,

相对误差对分母更为敏感。因此, $Pele_{\max}$ 的相对误差对后续能量回收特性的评估不构成实质性影响, GPR 代理模型在全局寻优中依然具有较高的保真度。

3.2 减振性能与频域特性对比 不同控制方法下塔顶加速度分析对比如图 9 所示。

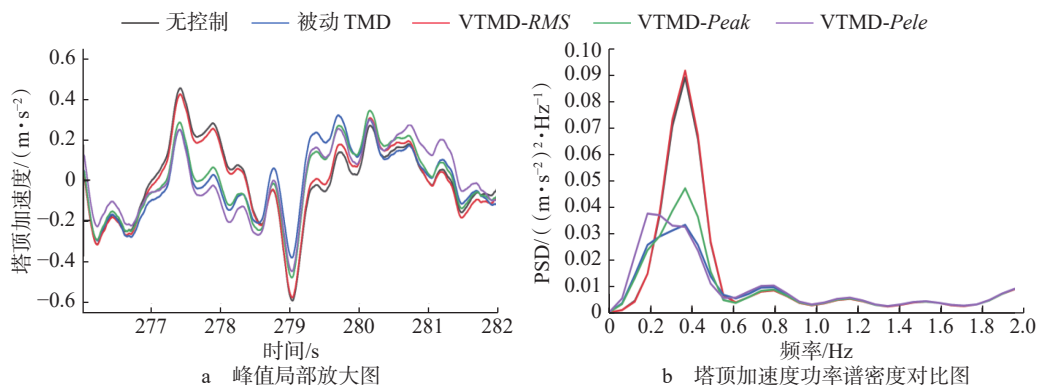


图 9 不同控制方法下加速度分析对比

为进一步比较不同控制方法在危险时刻附近的局部响应特征,以无控制的全局峰值时刻为基准,截取其邻域时间窗进行局部放大,结果如图 9 a 所示。从图 9a 中可以看出,在无控制的全局峰值邻域内,被动 TMD 对响应的抑制作用较为有限,3 种 VTMD 策略均表现出更好的局部减振能力,说明主动重构等效动力学参数后,机电耦合系统在危险时刻附近具有更强的响应调节能力。需要指出的是,图 9 a 所对应的时间窗口基于无控制的全局峰值时刻确定,因此各控制方法在该窗口内的响应并不对应其各自的全局峰值位置。换言之,图 9 a 更适合用于比较不同控制方法在同一危险时刻附近的局部控制表现,VTMD-*Peak* 是否取得最小峰值仍应结合全时程峰值统计结果进行判断。但仅从时域统计指标出发,尚难完整解释 VTMD 优于被动 TMD 的机理。因此,需进一步比较不同控制策略下塔顶加速度的功率谱密度(power spectral density, PSD)。

为从频域角度直观分析不同控制方法对结构共振能量的削减效果,基于完整的塔顶加速度时程,采用 Welch 方法估计 PSD,如图 9b 所示。从图 9b 中可以看出,无控制在约 0.25 ~ 0.35 Hz 附近存在明显的主导频率成分,对应结构的主要振动模态。相比之下,被动 TMD 在该频带内对谱峰的抑制作用较为有限,未能有效降低结构响应能量。3 种 VTMD 控制方法在主导频带及其邻域范围内均表现出明显的能量抑制效果,其谱峰幅值较无控制大幅下降(经计算降幅均在 60% 以上),直观展示了其对结构共振能量的削减能力,进一步验证了 VTMD 主动控制算法在抑制结构关键模态响应方面的稳健性。

在图 9 定性比较的基础上,不同控制方法在全时程范围内的性能统计指标如表 5 所示,以量化评估不同方案的减振与能量回收能力。

表 5 不同控制方法下的性能对比

控制方法	加速度均方根值/($\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$)	削减率/%	加速度峰值/($\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$)	削减率/%	平均电池功率/kW
无控制	0.168 3	—	0.594 1	—	—
被动 TMD	0.170 1	-1.08	0.593 6	0.08	—
VTMD-RMS	0.143 8	14.51	0.537 4	9.54	-1.010 4
VTMD- <i>Peak</i>	0.148 8	11.54	0.499 9	15.84	-0.989 3
VTMD- <i>Pele</i>	0.149 9	10.93	0.519 0	12.63	0.436 7

表 5 对比了在轮毂高度平均风速为 $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的湍流风作用下各控制方法的减振性能统计指标。被动 TMD 在该风速下的减振鲁棒性受限,其加速度均方根值为 $0.170 1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,相较于无控制反而增加了 1.08%。相比之下,3 种优化 VTMD 方法通过主动动态重构等效动力学参数,均展现出显著优于被动装置的减振性能,但不同优化目标之间呈现出明显的性能权衡关系。其中,VTMD-RMS 和 VTMD-*Peak* 分别

在长期波动抑制(RMS 削减率 14.51%)和瞬态峰值调节($Peak$ 削减率 15.84%)方面达到最优,但其代价是机电耦合系统平均需消耗约 1 kW 的电池功率以维持主动控制力。 $VTMD-Pele$ 体现了减振与能量回收的协同平衡:虽然其 RMS 和 $Peak$ 削减率分别回落至 10.93% 和 12.63%,但通过协同优化参数,实现了 0.436 7 kW 的净电能回馈。该结果表明, $VTMD$ 主动控制算法在 15 MW 超大型风机减振控制与能量回收一体化协同设计方面具有一定潜力,也体现出其在远海高运维成本环境下的应用价值。

3.3 能量流与回收特性分析 基于本文建立的机电模型,进一步分析 $VTMD-Pele$ 在轮毂高度平均风速为 $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 代表风速下的瞬时功率与累积能量变化规律,相关能量流如图 10 所示。

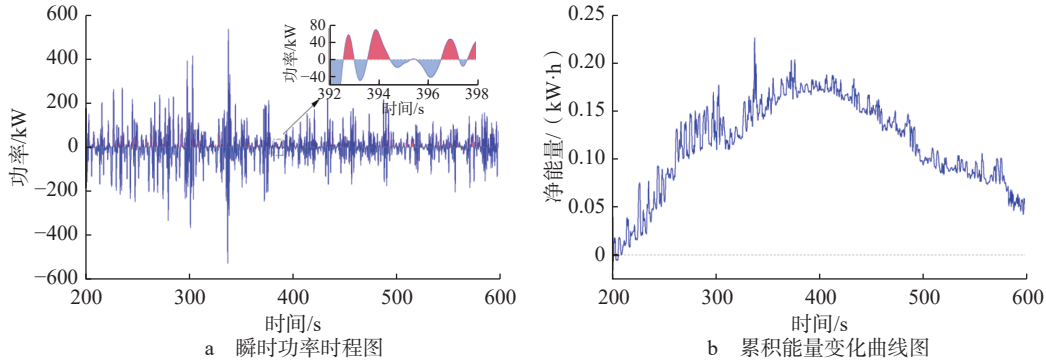


图 10 能量流相关图

从图 10a 可以看出,整个周期存在多个时段出现正功率区间,说明控制过程中确有阶段性能量回馈。这表明 $Pele$ 为正并非由个别异常尖峰主导,而是多个回馈时段累积作用的结果。与此同时,可见明显的负功率区间,说明 $VTMD-Pele$ 并非始终处于能量回馈状态,而是在主动耗能和被动回收之间不断切换。这种切换正是本文能量机制的核心:当控制力与相对速度方向满足式(12)的回收边界条件时,机电耦合系统从结构振动中提取机械能并转化为电能;当结构状态需要较大控制力输出时,机电耦合系统又会转入耗能状态。因此, $VTMD-Pele$ 的意义并不在于实现完全自供能,而在于通过参数设计使回馈阶段的统计贡献超过耗能阶段,从而体现出一定的净能量回收能力。

从图 10 b 可以看出,尽管瞬时功率在运行过程中存在正负交替变化,但累积净能量曲线在整体上始终保持在零线以上,并在统计区间末端达到正值,表明在该时段内实现了净电能回馈。进一步来看,累积净能量曲线并非单调上升,而是在局部时段出现一定下降。这说明机电耦合系统并不是始终处于回馈状态,而是在主动耗能与能量回收之间动态切换。结合图 10 a 可知,正功率阶段与负功率阶段交替出现,但图 10 a 在持续时间或幅值累计上的贡献更大,因此最终形成正的净能量输出。这与表 5 中平均电池功率为正的结论相一致,说明 $VTMD-Pele$ 并非简单依赖某一瞬时尖峰实现电能回馈,而是通过整个统计时段内多次回馈过程的累积,表现出较好的能量回收能力。

3.4 多工况验证与鲁棒性分析 为进一步考察 $VTMD$ 参数优化方法在不同风速激励强度下的适用性,在轮毂高度平均风速为 $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的湍流风基础上,补充选取 $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ (额定风速附近)、 $20 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ (高风速运行区间)以及 $30 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ (极端高风速强激励工况)3 个湍流风速开展扩展验证。需要说明的是,多风速分析仍基于前述双自由度等效模型和响应等效风荷载方法,其目的在于检验代理模型和优化参数在不同激励水平下的稳定性,而非替代完整气动-结构耦合模型下的全风速段验证。不同湍流风速的 GPR 代理模型的测试集预测精度如表 6 所示。

由表 6 可知,在所选代表性风速下, GPR 代理模型对 3 种响应指标的测试集决定系数 R^2 均大于 0.950 0,说明能够较好地表征当前参数空间内输入变量与响应指标之间的非线性映射关系。进一步的闭环仿真结果表明利用 GPR 寻优得到的 $VTMD$ 参数在不同风速激励下仍能保持一定的减振与能量回收能力。例如:在 $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 风速下,经计算 RMS 削减率为 24.36%, $Pele$ 为 0.462 2 kW;在 $20 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 高风速下,经计算 RMS 削减率为 11.67%, $Pele$ 为 0.282 8 kW;在 $30 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 强激励风速下,经计算 RMS 削减率为 43.05%, $Pele$ 为 1.628 1 kW。上述结果表明,本文的参数优化方法在所选代表性风速范围内具有较好的参数适应

性和应用潜力,但其在连续风速区间及更复杂环境耦合条件下的泛化能力仍有待进一步验证。

表 6 不同湍流风速的 GPR 代理模型测试精度汇总

风速/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	变量类别	核函数类型	RMSE	R^2
10	RMS	ARD Squared Exponential	0.000 4	0.999 2
	Peak	ARD Matérn 5/2	0.006 8	0.987 0
	Pele	ARD Matérn 5/2	0.111 9	0.998 8
20	RMS	ARD Matérn 5/2	0.000 8	0.997 7
	Peak	ARD Matérn 5/2	0.011 5	0.955 1
	Pele	ARD Squared Exponential	0.219 7	0.996 6
30	RMS	ARD Matérn 5/2	0.000 4	0.982 2
	Peak	ARD Squared Exponential	0.002 9	0.953 1
	Pele	ARD Matérn 5/2	0.021 2	0.995 8

4 结 论

针对 15 MW 级超大型海上风机在远海环境下的减振与能量回收问题,通过构建机电耦合动力学模型并引入 GPR 代理模型,实现了控制参数的高效优化,主要结论如下:

(1)构建了能量驱动的机电耦合分析框架:依据 15 MW 风机的一阶主导振动模态,将塔架主动质量块系统简化为双自由度模型,并建立了以控制力与电池功率映射关系为核心的结构-控制-机电一体化协同设计框架。

(2)验证了 GPR 代理模型的高效性与保真度:引入 ARD 机制的 GPR 代理模型能准确捕捉三维参数空间内复杂的非线性映射,在轮毂高度平均风速为 $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的湍流风作用下测试集决定系数 R^2 均大于 0.980 0。相较于耗时较长的时域仿真,代理模型训练完成后可实现参数快速在线搜索,极大地提升了优化效率。

(3)实现了能量回收导向下的协同减振:在轮毂高度平均风速为 $16 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的湍流风作用下,VTMD-Pele 在维持 10.93% 以上减振率的同时,实现了 0.436 7 kW 的净电能回馈。多风速验证结果进一步表明,在所选代表性风速范围内, GPR 代理模型均保持较高预测精度,优化后 VTMD 参数仍具有一定的减振与能量回收能力,但该结论仍限于本文采用的双自由度等效模型和代表性湍流风速。

综上所述,本文提出的优化方法在保证计算精度的前提下显著降低了寻优成本,为超大型海上风机主动减振系统中减振控制与能量回收协同设计提供了初步验证。后续研究可进一步考虑基础柔性及更复杂的非线性电路特性,以增强 GPR 代理模型在全风速下的泛化设计能力。

参考文献:

- [1] 陶建根,陈怡,黄博远.海上风电发展现状与趋势分析[J].能源工程,2023,43(4):1-9.
Tao J G, Chen Y, Huang B Y. Current situation and development trend of offshore wind power[J]. Energy Engineering, 2023, 43(4): 1-9.
- [2] 王立忠,王立林,洪义,等.海上风电技术发展趋势[J].能源工程,2024,44(6):3-12.
Wang L Z, Wang L L, Hong Y, et al. Offshore wind power technology development trends[J]. Energy Engineering, 2024, 44(6): 3-12.
- [3] 刘帅,徐文.国内风机大型化发展的现状、趋势和挑战[J].电站系统工程,2024,40(6):11-12,15.
Liu S, Xu W. Status, trend and challenges of domestic large scale wind turbine generator[J]. Power System Engineering, 2024, 40(6): 11-12, 15.
- [4] 叶伟.风电机组大型化加速迭代[N].中国高新技术产业导报,2024-08-26(12). DOI:10.28264/n.cnki.ngjcd.2024.000537.

- [5] Igwemezie V, Mehmanparast A, Kolios A. Current trend in offshore wind energy sector and material requirements for fatigue resistance improvement in large wind turbine support structures: a review[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 101: 181–196.
- [6] Hu Z B, Xiong T, Gao X, et al. Study on the structural vibration control of a 10 MW offshore wind turbine with a jacket foundation under combined wind, wave, and seismic loads[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, 13(11): 2112.
- [7] Pasand A A, Zahrai S M. Seismic control of tall buildings using vertically distributed multiple tuned mass dampers[J]. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 2024, 33(14): e2123.
- [8] Wang L K, Zhou Y, Zhou Z Y. Seismic response control of tall building using semi-active tuned mass damper considering soil-structure interaction[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2024, 187: 108987.
- [9] Nazokkar A, Dezvareh R. Vibration control of floating offshore wind turbine using semi-active liquid column gas damper[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 265: 112574.
- [10] Luo Y F, Sun H X, Hall L, et al. Vibration control for a semi-submersible floating offshore wind turbine with optimal ultra-low frequency electromagnetic tuned inerter-mass dampers[J]. *Structures*, 2024, 63: 106296.
- [11] 李书进, 高扬, 柳宇轩. 近海风机基于碰撞式磁流变弹性体质量阻尼器的半主动控制研究 [J]. *建筑科学与工程学报*, 2025, 42(4): 1–9.
Li S J, Gao Y, Liu Y X. Research on semi-active control of offshore wind turbine based on pounding tuned mass damper with MRE[J]. *Journal of Architecture and Civil Engineering*, 2025, 42(4): 1–9.
- [12] Ramírez A, Tomás-Rodríguez M, Sierra-García J E, et al. Metaheuristic optimized semi-active structural control approaches for a floating offshore wind turbine[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(23): 11368.
- [13] Peng Y B, Chang T, Yue J S, et al. Semiactive control and reliability analysis for vibration mitigation of spar-type floating offshore wind turbines under stochastic wind and waves[J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 2025, 151(11): 04025060.
- [14] Chang T, Peng Y B. Hybrid vibration control of floating offshore wind turbine structure considering multi-directional waves[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 335: 121533.
- [15] Safakhaneh M M, Farzam M F, Ahmadi H, et al. Vibration control of structure using active tuned mass damper: a new control algorithm[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2025, 31(13/14): 2908–2919.
- [16] Shahi M, Sohrabi M R, Etedali S, et al. Wind-induced vibration control of tall buildings: implementation tilt integral derivative controller for active tuned mass damper inerter[J]. *Structures*, 2025, 80: 109934.
- [17] Long T, Yang Q S, Wang Q, et al. Active vibration control of wind turbine using virtual TMD algorithm based on aerodynamic-structure-servo coupling model[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2023, 2023: 6618783.
- [18] Cai Q L, Zhu S Y. The nexus between vibration-based energy harvesting and structural vibration control: a comprehensive review[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 155: 111920.
- [19] Li J Y, Zhu S Y. Tunable electromagnetic damper with synthetic impedance and self-powered functions[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 159: 107822.
- [20] Li J Y, Zhu S Y. Self-powered active vibration control: concept, modeling, and testing[J]. *Engineering*, 2022, 11: 126–137.
- [21] Witter S, Roth J, Schelenz R, et al. Creating a real-time capable surrogate model of a wind turbine using machine learning[J]. *Wind Energy*, 2025, 28(11): e70070.
- [22] Quevedo-Reina R, Álamo G M, Aznárez J J. ANN-based surrogate model for the structural evaluation of jacket support structures for offshore wind turbines[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 317: 119984.
- [23] Edwards E C, Barbour E, Tosdevin T, et al. Scaled physical modelling of floating offshore wind turbines using a neural network-based surrogate model for aerodynamic emulation[J]. *Wind Energy*, 2025, 28(10): e70052.
- [24] Zhang R X, An L Q, Yang X M, et al. A distributed inference method integrating causal analysis and surrogate models for optimizing tuned mass damper parameters to enhance offshore wind turbine safety[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2025, 257: 110863.
- [25] Wen X L, Yin G, Liu T H, et al. An optimization framework for mooring design of floating offshore wind turbines using a

- genetic algorithm based on a surrogate model[J]. *Renewable Energy*, 2025, 245: 122807.
- [26] Zhao G H, Dong S, Zhao Y L. Fatigue reliability analysis of floating offshore wind turbines under the random environmental conditions based on surrogate model[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 314: 119686.
- [27] Rasmussen C E, Williams C K I. Gaussian Processes for Machine Learning[M]. Cambridge: The MIT Press, 2005. DOI:10.7551/mitpress/3206.001.0001.

作者贡献声明

本声明旨在明确各作者对本论文的具体贡献,确保学术成果署名的规范性和公平性,各作者贡献如下:董立业负责仿真实施、数据采集分析、结果可视化,并撰写论文初稿。王奇提出核心研究问题,对论文初稿内容提出关键修改意见,负责研究过程的学术指导与方向把握,并提供经费与资源支持。乔冠东协调关键数据资源。赵涛和周智参与最终论文修订,给出系统性修改方案。

利益冲突声明

作者声明,其不存在已知的可能影响本论文所报告工作的竞争性经济利益或个人关系。

AI 使用声明

本文的英文题名、摘要和关键词采用 DeepSeek-V3.2 翻译生成,并进行了部分修改。

伦理声明

本文不涉及人类或动物的生物学研究。

电子补充材料

补充材料可在本文的在线版本中获取 <https://doi.org/10.65658/j.hndk.2026041701>。

数据可用性

支持论文结论所需的所有数据均已包含在稿件中。如需获取与本文相关的其他数据,可向通信作者提出申请。

致谢/Acknowledgements

本文得到以下基金项目支持:海南省自然科学基金资助(525RC705);海南省自然科学基金资助(525MS044);海南省自然科学基金资助(526MS0078);国家自然科学基金青年项目资助(52008061)。

This work was supported by the following research grants: the Natural Science Foundation of Hainan Province (525RC705), the Natural Science Foundation of Hainan Province (525MS044), the Natural Science Foundation of Hainan Province (526MS0078), and the National Natural Science Foundation of China (52008061).

作者简介

董立业(2000—),男,黑龙江大兴安岭人,海南大学2023级土木水利专业硕士研究生。E-mail: 18845053921@163.com。

王奇(1988—),男,四川青神人,副教授,博士,研究方向:结构振动控制,健康监测。E-mail: wangqi67315@126.com。

乔冠东(1988—),男,山西灵丘人,副教授,博士,研究方向:结构健康监测,损伤识别。E-mail: guandong-qiao@hainanu.edu.cn。



This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0, <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

© The Author(s) 2026. Published by Journal Editorial Department of Hainan University.

赵 涛(2000—), 男, 四川平昌人, 海南大学 2024 级土木水利专业硕士研究生。E-mail: 604595285@qq.com。

周 智(1973—), 男, 湖南永州人, 教授, 博士, 研究方向: 热带海洋土木工程材料与腐蚀防护, 热带海岛(岛礁)工程智能建造与运维。E-mail: zhizhou@hainanu.edu.cn。

(责任编辑: 高 喆, 英文校对: 张海滨)