

风电叶片单轴疲劳试验弯矩匹配智能优化*

郭艳珍¹, 隋文涛^{1,2}, 窦亚萍¹

(1. 山东理工大学机械工程学院 淄博, 255000)

(2. 山东省精密制造与特种加工重点实验室 淄博, 255000)

摘要 为了使风电叶片疲劳试验中的试验弯矩与目标弯矩匹配,进而准确获得叶片疲劳特性,提出了采用改进的智能优化算法进行等效配重块布置的智能优化方案。通过模态试验参数辨识确定旋转质量块激振频率应等于叶片一阶固有频率,引入叶片自重作用弯矩分量并构建截面弯矩计算模型。基于差分进化变异的混合粒子群优化算法,以均方误差为适应度函数进行弯矩分布和幅值控制问题联合优化。采用 LZ40.3-1.5 叶片进行优化技术应用,得出疲劳试验弯矩分布的主要影响因素为激振装置及配重块个数、质量及位置,所设计的算法将关键截面弯矩误差控制在 7% 以内,验证了单轴疲劳试验弯矩匹配的配重优化方案的正确性及可行性。

关键词 风力叶片;疲劳测试;弯矩匹配;混合粒子群算法

中图分类号 TH113.1

引言

疲劳加载试验是风电叶片生产设计与检测环节中的重要一环,其目的是检验叶片的结构、铺层和粘接设计是否合理,在试验载荷循环作用下叶片能否达到设计使用年限,确保叶片能够抵抗服役期间的整个生命周期的载荷^[1-2]。旋转质量块驱动的风电叶片单轴共振疲劳加载试验具有涉及硬件较少、控制简单等优点,是风电叶片疲劳加载试验的主要实现方式。单轴疲劳加载试验中试验弯矩与目标设计弯矩分布情况相差较大,导致叶片承受试验载荷不能完全等效为实际工况下的载荷作用,从而无法准确获得叶片疲劳特性。多数叶片测试厂家仅通过经验或简单计算获得风电叶片疲劳加载试验弯矩匹配的配重方案,由此得到的疲劳测试数据精度不高,在一定程度上造成了疲劳加载试验测试结果失真。

目前,风电叶片单轴疲劳加载试验弯矩匹配方面的研究受到国内外学者的重视。全局智能优化算法作为一种有效的寻优方法,被越来越多地应用到工程实践中^[3]。Lee 等^[4]基于阻尼比方程计算每个激振位置候选处所需驱动力,在要求弯矩匹配误差最小处附近,搜索所需驱动力最小的配重分配方案。文献^[5]结合风电叶片有限元模型和全局寻优粒子群算法,提出采用动力学分析获得疲劳试验力矩等效的优化方

案。文献^[6-7]通过在试验叶片上增加附加质量来控制试验弯矩分布,基于遗传算法优化附加质量的位置和重量,从而降低试验和目标弯矩分布误差。学者们针对风电叶片单轴疲劳加载试验弯矩匹配优化问题的研究,涉及的数学计算过程复杂,且研究内容多侧重于单个叶片特性,缺少普遍适用的风电叶片弯矩匹配截面弯矩计算模型,没有进行高性能的优化算法改进设计,很难保证算法的应用效果。

笔者通过风电叶片单轴疲劳加载试验弯矩匹配优化的模态参数辨识、弯矩计算模型构建、优化算法程序开发和实例应用等一系列研究,以混合智能优化算法为依据,设计出一种普遍适用的风电叶片单轴疲劳加载试验的弯矩匹配配重块布置方法。

1 疲劳参数辨识与模型构建

风电叶片单轴疲劳加载试验仅依靠叶片自重无法使叶片展向各个截面的试验弯矩达到目标设计弯矩值。因此,旋转质量块驱动的单轴疲劳加载试验的弯矩匹配问题等同于在叶片上安装的配重块及激振装置如何布置问题。激振装置旋转质量块的旋转频率的确定以及展向截面弯矩计算方法是进行弯矩匹配智能优化算法设计的前提和基础。

* 国家重点研发计划资助项目(2018YFB1501203);山东省自然科学基金资助项目(ZR2021ME160)

收稿日期:2020-04-08;修回日期:2020-06-10

1.1 疲劳试验参数辨识

通过模态试验获取风电叶片固有频率,其数据直接且具有说服力,是一种比较常用的方法^[8]。叶片安装在筒型试验台上,加速度计固定在叶片尖部,采用旋转质量块激振装置驱动叶片振动,通过自适应扫频控制系统捕捉叶片共振点,逐步达到共振峰

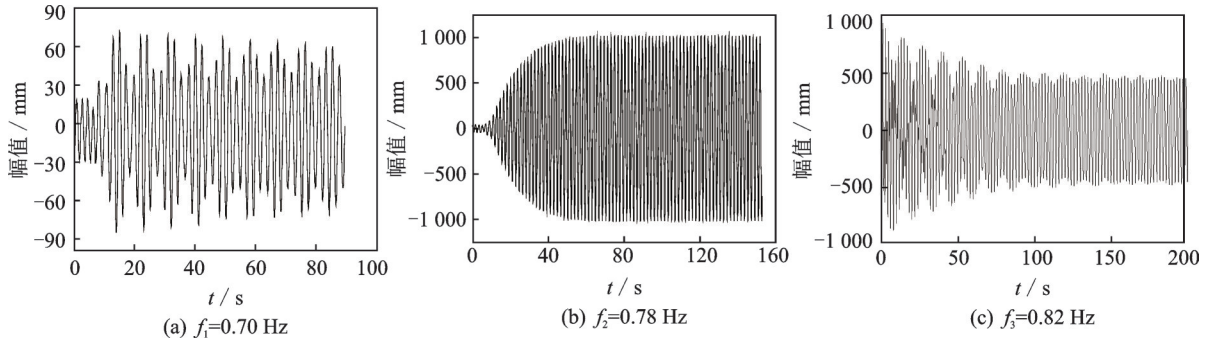


图1 振幅变化仿真曲线

Fig.1 Simulation curve of amplitude change

如图1(a)所示,当激振频率明显小于一阶固有频率0.78 Hz时,叶片振动紊乱且振幅值较小。如图1(c)所示,当激振频率大于一阶固有频率时,叶片振幅做无规则波动,且难以平衡在某一固定值。图1(b)激振频率与一阶固有频率相等,叶片振幅稳定增加,且能快速达到并维持在1 000 mm最大振幅处,实现叶片共振。因此,激振装置的旋转质量块旋转频率应与叶片一阶固有频率相等,使叶片在较短时间内达到振动幅度最大的稳定状态,从而降低能量耗散以及疲劳试验时对激振力的需求。

1.2 弯矩计算模型构建

风电叶片截面弯矩的主要来源是所承载载荷和叶片自重,引入叶片自重的弯矩作用分量需要叶片线质量密度分布等数据。通过将叶片切割成小块,称取每块重量,可以测量出较精确的质量分布情况。根据等效替代原则,将等效为悬臂梁结构的试验叶片沿展向离散为 l 个截面,共 $l-1$ 个长度为常量的质量块。图2为简化的旋转质量块驱动的单轴疲劳激振示意图,作用在叶片截面的弯矩包含3个分量:叶片自重作用下的弯矩分量 M_1 、配重及激振装置静质量作用的弯矩分量 M_2 以及动质量块作用于叶片的驱动力弯矩分量 M_3 。

叶片自重弯矩分量为

$$M_{1k} = \sum_{d=1}^q [\rho_{kd} b_{kd} ((2\pi f_N)^2 y_{kd} + g) L_{kd}] \quad (1)$$

其中: d 和 q 分别为截面 k 右侧离散块的编号和总个

值且维持峰值变化率在试验要求的误差范围内,上位机控制系统记录采集的加速度信号并完成相应的实时信号处理。

根据加速度计DH610实测的时域响应曲线进行快速傅里叶变换,得到挥舞及摆振方向的频谱曲线。图1为不同旋转质量块激振频率下的风电叶片振幅变化仿真曲线。

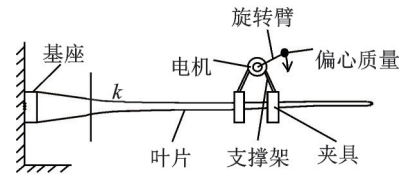


图2 单轴疲劳激振模型

Fig.2 Uniaxial fatigue excitation model

数; ρ_{kd} 和 b_{kd} 分别为截面 k 右侧编号 d 的离散块线质量密度和离散块长度; f_N 为叶片一阶固有频率(由疲劳试验参数辨识可知,旋转质量块激振频率与式(1)中的 f_N 相等); y_{kd} 为 ρ_{kd} 所属离散块重心处的振幅; L_{kd} 为编号 d 的离散块重心距离截面 k 的距离; g 为重力加速度。

配重块及驱动装置自重弯矩分量为

$$M_{2k} = \sum_{s=1}^p m_s (x_s - t_k) [(2\pi f_N)^2 y_{ms} + g] + \sum_{z=1}^n (M_z (2\pi f_N)^2 y_{Mz} + g) r_{kz} \quad (2)$$

其中: s 和 p 分别为截面 k 右侧的配重块编号和总个数; m_s 为添加的配重块质量; x_s 为添加的配重块距叶片根部的距离; t_k 为截面 k 到叶根的距离; y_{ms} 为配重块 m_s 重心处的振幅值; z 和 n 分别为截面 k 右侧激振装置编号和总个数; M_z 为激振装置静等效质量; y_{Mz} 为编号 z 的激振装置处的振幅值; r_{kz} 为编号 z 的激振装置到截面 k 的距离; s, z, M_z, y_{Mz}, m_s 与 x_s 为未知值。

叶片及激振装置整体可等效为电梯和人的关系^[4],受力模型如图3所示。以动质量块旋转过程中的最低点为0时刻点,动质量块驱动力弯矩分量为

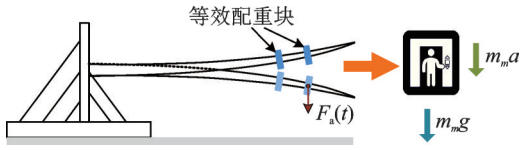


图3 受力模型

Fig.3 Force model

$$\begin{cases} F_e(t) = F_e \cos(2\pi f_N t) = -m_m L (2\pi f_N)^2 \cos(2\pi f_N t) \\ F_a(t) = m_m g - m_m x_c (2\pi f_N)^2 \sin(2\pi f_N t) + F_e(t) \\ M_{3k} = F_a r_k \end{cases} \quad (3)$$

其中: $F_e(t)$ 为旋转质量块激振力; $F_a(t)$ 为旋转质量块作用于叶片的驱动力; m_m 为旋转质量块质量; L 为旋转质量块作用臂长; x_c 为旋转质量块相对于叶片的振幅。

$$M = M_{1k} + M_{2k} + M_{3k} \quad (4)$$

联合式(1)~(4), 计算沿叶片展向的各个离散截面的试验弯矩值, 用于后续智能优化算法的适应度函数计算。疲劳加载弯矩匹配优化通常分2步进行: ①调整配重个数, 实现弯矩分布的优化; ②分配配重块的质量和位置, 实现弯矩幅值的优化。笔者联合两问题同时进行弯矩匹配优化设计, 开发单轴疲劳加载下的风电叶片弯矩匹配的配重及激振装置布置优化程序。

2 智能优化算法开发

粒子群算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO)^[9] 是一种基于群体智能协作、信息共享的随机寻优算法, 具有涉及参数少、搜索速度快、无复杂的进化机制等优点, 广泛应用于多个领域^[10]。同时, 基本粒子群算法具有一定的局限性。例如, 将设计参数设为定值, 算法不能根据寻优结果进行参数调整, 搜索结果精度具有随机性, 容易在早期搜索到局部最优解而停止迭代, 造成早熟收敛。

采用线性递减速度权重和异步变化学习因子改进后的自适应粒子群优化 (adaptive particle swarm optimization, 简称 APSO) 算法的权重和学习因子动态更新为

$$\omega_v = \omega_{\max} - \frac{m(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{m_{\max}} \quad (5)$$

$$\begin{cases} c_1 = c_{1,\text{start}} + \frac{c_{1,\text{end}} - c_{1,\text{start}}}{m_{\max}} m \\ c_2 = c_{2,\text{start}} + \frac{c_{2,\text{end}} - c_{2,\text{start}}}{m_{\max}} m \end{cases} \quad (6)$$

其中: ω_{\max} , ω_{\min} 分别为速度惯性权重的最大值和最小值; m_{\max} 为最大迭代步数; $c_{1,\text{start}}$, $c_{1,\text{end}}$, $c_{2,\text{start}}$, $c_{2,\text{end}}$ 分别为迭代初始和最终的学习因子。

由于在迭代过程中种群多样性下降太快, 难以搜索到全局最优位置, 导致结果误差较大。差分进化 (differential evolution, 简称 DE) 算法是一种简单有效的不确定性搜索方法, 具有基本原理简单、受控参数少、进行随机和并行的全局搜索、进化机制简单等优点^[11]。结合 APSO 和 DE 的优缺点, 通过在 APSO 的种群更新时引入 DE 中的进化变异操作, 进而提高整个算法的全局搜索能力, 降低由于种群多样性过低引起 APSO 优化算法早熟收敛的可能性。DE-APSO 算法流程如图 4 所示。

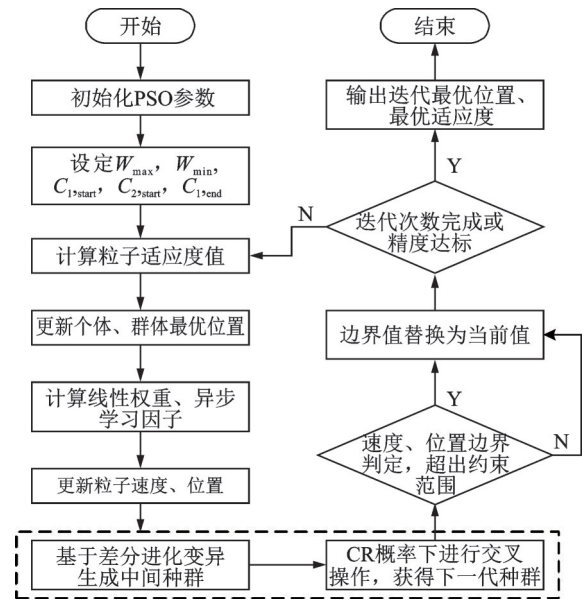


图4 DE-APSO算法流程

Fig.4 DE-APSO algorithm calculation process

如图 4 所示, 初始化 PSO 参数: 种群大小 $N=50$, $\omega_p=1$, $\omega_{\max}=1.5$, $\omega_{\min}=0.5$, $c_{1,\text{start}}=c_{2,\text{end}}=2.5$, $c_{2,\text{start}}=c_{1,\text{end}}=0.5$, 最大迭代次数为 100。虚线框内的步骤是在原始 APSO 优化算法的基础上, 采用差分进化算法的变异机制生成变异种群, 在设定交叉概率 (cross rate, 简称 CR) 下, 对种群个体进行替换, 结合 APSO 记忆特性和 DE 特性的优点, 设计出了一种 DE-APSO 全局优化算法, 并在风电叶片弯矩匹配实例中对设计算法进行应用及性能验证, 从收敛速度、弯矩匹配精度等方面评价优化算法性能。

均方误差是用来衡量观测值与真实值之间的偏差, 可以很好地衡量弯矩匹配加载力布置方案的性能。本研究采用均方误差作为叶片试验弯矩分布精度的衡量指标, 即智能优化算法的适应度函数。

$$\min(f_{\text{MSE}}) = \sum_{k=1}^l d_k^2 / l \quad (7)$$

其中: f_{MSE} 为试验弯矩与目标弯矩分布数据的均方误差值; d_k 为各截面处试验弯矩值与理论弯矩值之差。

因为 $f_{\text{MSE}} > 0$, 故 f_{MSE} 越小, 所采用的加载位置、

载荷值的组合分布方案越好,弯矩分布精度越高。

3 实例应用

3.1 叶片信息

基于 LZ40.3-1.5 风电叶片数据进行旋转质量块驱动单轴共振疲劳加载弯矩匹配优化实例分析。叶片全长为 40.3 m,质量为 5 943 kg,重心位于 12.25 m 处,叶片线质量及刚度分布曲线如图 5 所示。

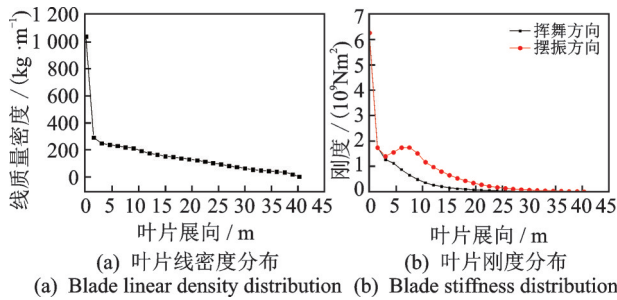


图 5 叶片线质量密度及刚度分布
Fig.5 Linear mass density and stiffness distribution

根据试验获得风电叶片挥舞及摆振方向的一阶固有频率分别为 0.78 Hz 和 1.49 Hz。按照智能优化算法寻优步骤,将叶片参数、离散质量块分布数据、目标弯矩等加载到主程序中,根据变量取值范围约束初始化激振装置和配重块质量及位置。根据式(1)~(4)计算各个截面的试验弯矩,调用基于均方误差编写的子程序,计算当前配重方案的试验弯矩分布与目标弯矩分布的精度误差,据此不断迭代更新最优种群位置,最终获得满足弯矩匹配精度指标的配重块布置方案。

3.2 试验验证

为了验证本研究算法的有效性,进行如图 6 所示的单轴疲劳加载试验。



图 6 单轴疲劳加载试验
Fig.6 Uniaxial fatigue loading test

基于 APSO 和 DE-APSO 智能优化算法,获得配重分布方案下挥舞方向的优化结果如图 7 所示。

由图 7(a)可知,APSO 和 DE-APSO 优化下的叶片截面弯矩分布与目标弯矩分布总体趋势保持一

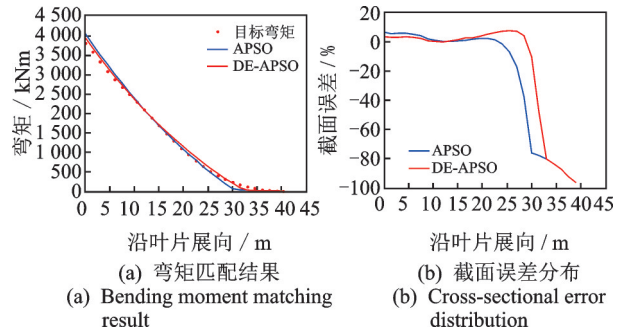


图 7 优化结果
Fig.7 Optimization results

致。图 7(b)的截面误差分布结果表明:在 0~10 m 的叶片根部及过渡区域,DE-APSO 配重方案下的截面弯矩误差较小,保证了关键截面的弯矩匹配精度;沿 15~24 m,DE-APSO 截面弯矩误差大于 APSO,但是误差值为正值,满足试验弯矩不小于目标弯矩的约束条件,能确保疲劳试验的有效性,叶片全长范围内,APSO 和 DE-APSO 优化后的截面弯矩平均绝对误差分别为 0.26 和 0.22。叶片靠近尖端的截面弯矩分布误差较大,其试验弯矩值小于目标弯矩值,不利于弯矩分布优化技术的进行,因此进行疲劳试验弯矩匹配优化时,一般将叶片截断,锯掉叶尖部分,即在优化程序中修改叶片固有参数,等效于调整叶片刚度及质量矩阵,从而获得更多的弯矩匹配配重块布置方案,进一步提高风电叶片的弯矩匹配精度。

基于 LZ40.3-1.5 叶片实例分析,验证了 DE-APSO 的整体优化能力相较于 APSO 有所提高,所提出的 DE-APSO 优化算法适用于风电叶片单轴疲劳加载试验弯矩匹配优化问题,解决了叶片展向弯矩分布精度低的技术难题。基于 DE-APSO 混合智能优化算法,LZ40.3-1.5 风电叶片挥舞及摆振方向的单轴疲劳加载试验弯矩匹配的配重及驱动装置分布方案如表 1 所示。相较于传统的单轴疲劳激振设置方案,将激振位置设置在叶片全长 70% 的位置,即 28.2 m 处,不能根据单个叶片特性进行疲劳配重,缺少理论依据,难以控制弯矩匹配的精度,而优化后的 0~20 m 关键截面弯矩匹配误差始终控制在误差约束 7% 以内。

表 1 配重及驱动装置分布方案
Tab.1 Distribution of additional masses and excitation device

工况	配重位置及质量	属性	适应度/(kNm ²)
挥舞	(21.6 m, 541 kg)	配重块	6 812
	(31.1 m, 1 896 kg)	激振装置	
摆振	(15.3 m, 800 kg)	激振装置	2 346
	(23.2 m, 720 kg)	激振装置	
	(32.5 m, 300 kg)	配重块	

全局智能优化算法中种群位置初始化设置具有随机性,算法虽然采用相同的参数,得到的配重方案不完全一致,种群大小为 40,最大迭代步数为 100,对叶片挥舞方向进行 11 次单轴单点激振弯矩匹配,单轴单点加载的激振点分布如图 8 所示。可知,单轴单点加载的激振点平均分布在 26.464 1 m 处,约 65.67% 叶片全长位置。

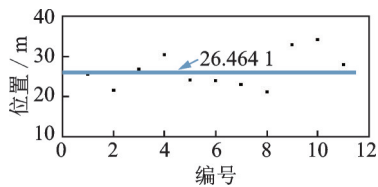


图 8 单轴单点加载的激振点分布

Fig.8 Distribution of excitation points under uniaxial single point loading

4 结 论

1) 旋转质量块驱动的单轴疲劳加载试验激振装置的旋转质量块旋转频率应与叶片的一阶固有频率相等,从而降低能量耗散以及疲劳试验时对激振力的需求。基于等效替代原则构建离散质量块弯矩计算模型,可引入叶片自重的截面弯矩作用分量,降低了对单一叶片材料、结构等固有特性的要求。

2) 疲劳试验弯矩匹配优化主要考虑因素包括激振装置、配重块个数、质量及位置。混合智能优化算法 DE-APSO 在疲劳试验弯矩匹配的配重块布置优化问题中表现较好,配重块优化方案下的叶根及过渡区域截面弯矩误差较小,具有精度高、寻优快等优点。

3) 单轴单点疲劳加载试验的激振点约在 65.67% 叶片全长位置。该研究结果在一定程度上缩短了疲劳试验周期,解决了叶片展向弯矩分布精度低的技术难题,具有一定的实用价值和推广意义。

参 考 文 献

- [1] 张磊安,黄雪梅,王娜. 风电叶片单点疲劳加载过程数值仿真与试验[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(4): 732-736.
ZHANG Leian, HUANG Xuemei, WANG Na. Numerical simulation and test on MW wind turbine blade single fatigue loading process [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(4): 732-736. (in Chinese)
- [2] 陶黎明,黄雪梅,张磊安. 风电叶片双作动器疲劳加载同步激振算法研究[J]. 太阳能学报, 2020, 41(1): 249-254.
TAO Liming, HUANG Xuemei, ZHANG Leian. Research on synchronous excitation algorithm for fatigue loading of wind turbine blade driven by double actuator [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2020, 41(1): 249-254. (in Chinese)

- [3] 罗杰. 改进群智能优化算法研究及应用[D]. 温州:温州大学, 2019.
- [4] LEE H G, PARK J. Optimization of resonance-type fatigue testing for a full-scale wind turbine blade [J]. Wind Energy, 2016, 19(2): 371-380.
- [5] 张金波,石可重,徐建中. 改进风电叶片疲劳试验力矩等效配重优化方法[J]. 工程热物理学报, 2018, 39(3): 526-533.
ZHANG Jinbo, SHI Kezhong, XU Jianzhong. Improved optimization method of equivalent weight for torque of wind turbine blade fatigue test [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2018, 39(3): 526-533. (in Chinese)
- [6] GREAVES P G, DOMINY R G, INGRAM G L, et al. Evaluation of dual-axis fatigue testing of large wind turbine blades [J]. Journal of Mechanical Engineering Science, 2012, 226(2): 1693-1704.
- [7] GREAVES P R. Fatigue analysis and testing of wind turbine blades[D]. Durham:Durham University, 2013.
- [8] 乐韵斐,成更勇,朱碧琳. 风电叶片疲劳加载装置关键参数研究[J]. 机电一体化, 2013, 19(1): 26-29, 44.
LE Yunfei, CHENG Gengyong, ZHU Bilin. Research on key parameters of wind turbine blade fatigue loading device [J]. Mechatronics, 2013, 19(1): 26-29, 44. (in Chinese)
- [9] EBERHART R C, SHI Y. Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization [C] // Evolutionary Programming VII, 7th International Conference. San Diego, CA, USA: Lecture Notes in Computer Science, 1998: 611-616.
- [10] 徐冠基,曾柯,柏林. 基于 SPSO 优化 Multiple Kernel-TWSVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(5): 973-979.
XU Guanji, ZENG Ke, BO Lin. Rolling bearing fault diagnosis based on SPSO optimization multiple kernel-TWSVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(5): 973-979. (in Chinese)
- [11] 高洁. 离散和连续优化问题的改进差分进化算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2010.



第一作者简介: 郭艳珍,女,1993年8月生,硕士生。主要研究方向为风电叶片性能测试。曾发表《Structural failure test of a 52.5 m wind turbine blade under combined loading》(《Engineering Failure Analysis》2019, No.103)等论文。
E-mail: guoyz69@163.com

通信作者简介: 隋文涛,男,1977年8月生,博士、副教授。主要研究方向为机械电子和信号处理。
E-mail: suiwt@163.com