

改进的 NSGA- II 算法研究风力机 叶片多目标优化*

王 珑, 王同光, 罗 源

(南京航空航天大学 江苏省风力机设计高技术研究重点实验室,南京 210016)

(胡文瑞推荐)

摘要: 将一种采用精英控制策略和动态拥挤方法用于快速非支配排序遗传算法(NSGA-II),并应用到风力机叶片的优化研究中,获得了一种新颖的风力机叶片多目标优化设计方法.作为应用算例,以设计风速下的功率系数最大和叶片质量最小为优化目标,用该方法设计了5 MW大型风力机叶片.优化结果表明,此算法在处理风力机多目标优化问题取得了良好的效果,给出的是一个Pareto最优解集,而不是传统优化方法追求的单个最优解,为风力机多目标优化设计提供新的思路和通用的算法.

关键词: 风力机; 多目标优化设计; Pareto最优解; NSGA-II

中图分类号: TM614 **文献标志码:** A

DOI: 10.3879/j.issn.1000-0887.2011.06.006

引 言

风力机叶片优化设计涉及到空气动力、气动弹性、结构和气动噪声等学科,包含的变量、优化目标和约束条件众多,优化目标之间还常常存在冲突,是复杂的多目标优化设计问题.受制于问题的复杂性,目前风力机叶片优化设计主要还是以单一气动性能参数最大为目标,再借助各种单目标优化算法加以处理.具有代表性有:Wilson和Lissaman^[1]在叶素动量理论基础上给出的经典叶片设计方法;Selig等^[2]首次将遗传算法引入到风力机叶片优化设计领域,并得到了广泛的使用;在风力机叶片多目标优化设计方面,Wood^[3]和Sale等^[4]都是采用了目标加权法将多目标问题简化成单目标问题,并借助经典遗传算法加以解决,收到了一定的效果.但上述优化方法都是单目标设计思路,并不能解决复杂的多目标优化设计问题.因此,风力机叶片的多学科优化设计需要新的思路和高效的多目标优化算法.

多目标优化设计与单目标不同,其并不存在使所有目标同时达到最优的单一解,只存在可接受的非劣解集,即Pareto最优解集.常规多目标优化设计问题的求解方法有目标加权法、层次优化法、 ε 约束法和目标规划法^[5]等,这些算法都是将多目标问题转化为单目标问题处理,

* 收稿日期: 2011-01-15; 修订日期: 2011-04-14

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973计划)资助项目(2007CB714600)

作者简介: 王珑(1982—),男,江苏淮安人,博士生(E-mail:wl2007@nuaa.edu.cn);

王同光,教授,博士,博士生导师(联系人.E-mail:tgwang@nuaa.edu.cn).

追求单一的最优解,因而并不是真正意义上的多目标优化算法,对复杂问题作用有限.为了解决复杂的多目标优化设计问题和得到 Pareto 最优解集,近年来发展了多种基于进化算法的多目标优化方法,主要有 NPGA^[6]、PAES^[7]、SPEA^[8]、NSGA^[9]和 NSGA-II^[10]等.其中,NSGA-II (fast and elitist nondominated sorting genetic algorithm, NSGA-II) 基于一种高效的非支配排序方法,表现最为优异,引起了越来越多的关注.

本文采用精英控制策略和动态拥挤方法对 NSGA-II 算法进行改进,并采用此改进后的算法,以设计风速下的功率系数 C_p 最大和叶片质量最小为优化目标,设计了 5 MW 大型风力机叶片,对设计结果进行了分析并与 NREL 的 5 MW 叶片进行了比较.

1 改进的快速非支配排序遗传算法

非支配排序遗传算法 (nondominated sorting genetic algorithm, NSGA)^[11]是由 Srinivas 和 Deb 提出的一种高效的分类排序算法,其通过对经典遗传算法的选择操作进行改进,可以将多目标优化问题简化成用一个适应度函数表达的方式,适用于任意目标数的优化问题. NSGA 算法的具体思路是:首先,根据 Pareto 支配关系定义对种群中的个体进行非支配分层,确定每个个体的层级;再通过引入共享函数法控制每一个层级个体的分布,以维持群体的多样性;最后,依据个体的层级高低和小生境数进行选择操作,再和传统遗传算法其它操作过程结合,可以得到 Pareto 最优解集. Deb 等人又于 2002 年对 NSGA 进行了大幅的改进,提出了快速非支配排序遗传算法 (fast and elitist nondominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)^[10],新算法主要在以下 3 个方面对 NSGA 算法加以改进:

- 1) 通过使用一种快速的非支配分类排序方法,将目标数为 M ,种群大小为 N 的计算复杂度,由原来 $O(MN^3)$ 降低为 $O(MN^2)$;
- 2) 加入了精英保存策略以改善算法的鲁棒性和收敛速度;
- 3) 采用拥挤度评价方法取代适应度共享函数法,以避免给定峰半径值 δ_{share} .

再结合锦标赛选择法、SBX 交叉算子、多项式变异算子和高效的约束条件处理方法^[12], NSGA-II 算法有很好的收敛速度和鲁棒性,已成为多目标优化领域的基准算法之一.

本文采用了精英控制策略^[13]和动态拥挤距离的评价方法^[14]对 NSGA-II 算法进行改进,以改善算法在侧向分布多样性和横向分布均匀性上的不足.

1.1 精英控制策略 (controlled elitism)

维持种群个体的多样性是所有进化算法成败的关键所在.虽然 NSGA-II 算法采用了高效的拥挤度评价方法来控制种群个体的分布,但在处理多模态问题时,算法存在局部收敛问题.原因是: NSGA-II 算法采用的拥挤度评价方法只作用于每一个非支配层内部,而其采用的精英保存策略和锦标赛选择法,会使 Pareto 最优解层个体迅速繁殖,并使非支配层数目和其它非支配层中的个体数目减少,使得侧向多样性损失严重,导致了局部收敛,如图 1 所示.

为了改善 NSGA-II 的侧向多样性,本文采用了精英控制策略^[13].主要思路是:先对父代 P'_{par} 和子代 P'_{off} 的合并种群 R' 进行非支配分层,确定非支配层数 K ,再根据式(1)确定每一个非支配层中的最大个体数目,来控制 Pareto 最优解层的个体数目,此方法保证种群的侧向分布多样性.

$$N_j = N \frac{1-r}{1-r^k} r^{j-1}, \quad (1)$$

式中, N_j 为第 j 个非支配层的最大个体数, N 为种群大小, $r \in [0, 1]$ 为衰减率。

1.2 动态拥挤距离 (dynamic crowding distance)

种群多样性维持不仅要求个体之间在空间上有一定的距离分布, 还要求个体分布有很好的均匀性。NSGA-II 算法采用式(2)的拥挤距离 $d_{c,i}$ 来评价个体的分布, 并根据个体的 $d_{c,i}$ 来决定个体的优劣:

$$d_{c,i} = \frac{1}{N_{\text{obj}} \sum_{m=1}^{N_{\text{obj}}} \frac{f_{i+1}^m - f_{i-1}^m}{f_{\text{max}}^m - f_{\text{min}}^m}}, \quad (2)$$

式中, f_{i+1}^m, f_{i-1}^m 分别表示第 $(i+1)$ 和第 $(i-1)$ 个体在第 m 个目标处适应度值, $f_{\text{max}}^m, f_{\text{min}}^m$ 分别表示为同一分层中第 m 个目标适应度值的最大和最小值。但式(2)的定义方式并没有考虑每一非支配层上个体分布的均匀性, 且在特定的情况下, 还会破坏个体分布的均匀性。如图 2 所示的两目标优化问题的个体分布示意图, 对于 Pareto 最优解集上的 B 点和 F 点, 由于计算 B 点拥挤距离 $d_{c,i}$ 的长方形长宽比较大, 其根据式(2)计算的拥挤距离 $d_{c,i}$ 较 F 点小, NSGA-II 算法在产生子种群时, B 点被移除可能性比 F 大。但从图中可以看出, 在维持 Pareto 最优解集个体分布均匀性上, 显然 B 点较 F 点更为重要, 因此 B 点应该被保留。

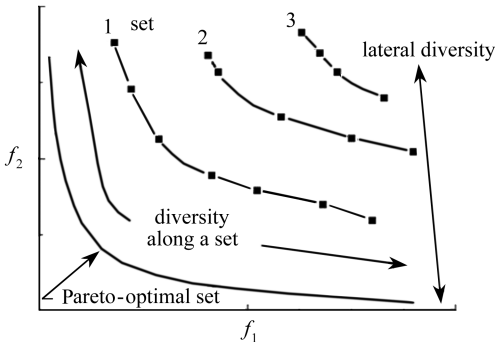


图 1 精英控制策略示意图

Fig. 1 Controlled elitism procedure

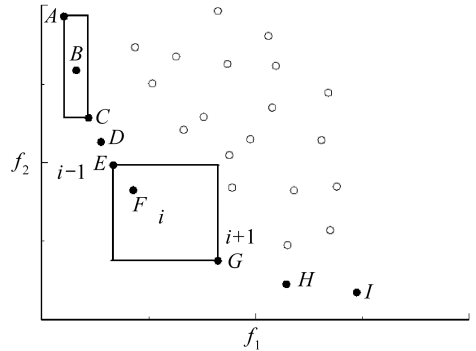


图 2 个体的拥挤距离示意图

Fig. 2 Crowding distance of individuals

为了改善个体分布的均匀性, Luo 等^[14]提出了一种动态的拥挤度评价方法。动态拥挤距离 $d_{dc,i}$ 表达式如下:

$$d_{dc,i} = \frac{d_{c,i}}{\lg(1/V_i)}, \quad (3)$$

$$V_i = \frac{1}{N_{\text{obj}} \sum_{m=1}^{N_{\text{obj}}} (|f_{i+1}^m - f_{i-1}^m| - d_{c,i})^2}, \quad (4)$$

式中, V_i 表示相邻的两个体之间的差异。

1.3 算法的实现

基于 NSGA-II 算法, 结合精英控制策略和动态拥挤距离评价方法, 改进后的 NSGA-II 算法运行过程如下:

- 1) 确定变量数及取值范围、编码方式、交叉率和变异率、交叉和变异分布指数、种群大小 N 和最大迭代代数等,并随机产生初始种群 P_{par}^0 ;
- 2) 对于 t 代父种群 P_{par}^t , 采用锦标赛选择法、SBX 交叉算子和多项式变异算子产生新的子种群 P_{off}^{t+1} ;
- 3) 将子种群 P_{off}^{t+1} 和父种群 P_{par}^t 合并产生合种群 R^t (种群大小 $2N$), 结合目标函数值和约束条件, 对合种群 R^t 进行快速非支配分层操作;
- 4) 采用精英控制策略, 确定合种群 R^t 的每一个非支配层的最大个体数目 N_j , 式(1) 中的衰减率 r 取 0.55;
- 5) 若第 j 个非支配层中出现 $M_j > N_j (j = 1, 2, \dots, K)$ 的情况, 采用动态拥挤距离策略移除 $M_j - N_j$ 个个体;
- 6) 判断代数 t 是否满足收敛条件, 若满足, 停止迭代并输出 Pareto 最优解; 若不满足, $t = t + 1$ 并返回到第 2 步继续计算。

2 目标函数及约束条件

2.1 优化目标的数学模型

风力机叶片优化设计常用的优化目标有: 给定风速分布下年发电量最大、设计风速下功率系数 C_p 最大、叶片质量最小、成本最小、控制噪声和避免共振等, 有时根据设计要求的不同, 还要对推力、功率输出等进行限制^[15-17]。理论上, 改进的 NSGA-II 能解决任意目标数目的优化问题, 但为了既测试算法的性能, 又减小计算量, 本文只选取了目标存在一定冲突的设计风速下功率系数 C_p 最大和叶片质量最小作为优化目标。

1) 设计风速下功率系数最大

叶片功率系数 C_p 的计算采用了修正的动量叶素理论^[18]。动量叶素理论是一种用于螺旋桨、直升机旋翼和风力机气动性能计算的经典理论模型。对动量因素理论的修正包括叶尖损失修正、轮毂损失修正和轴向速度诱导因子修正。

如果设计风速为 9 m/s , 优化目标表达式如下:

$$f_1 = \max \{ C_p |_{V=9 \text{ m/s}} \} \quad (5)$$

2) 叶片质量最小

叶片的结构设计需要气动载荷作为输入条件。本文采用修正的动量叶素理论计算风力机叶片的气动力, 然后统计从切入风速到切出风速下各个关键截面的极限载荷, 并根据工程经验, 将得到的极限载荷乘以 2.5 倍的安全系数作为叶片结构的设计载荷。

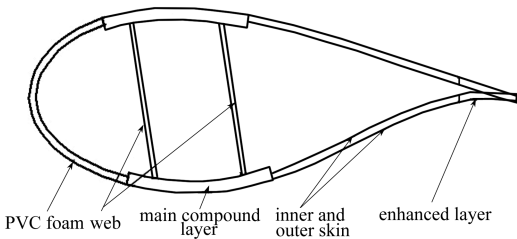


图3 叶片截面的结构示意图

Fig.3 Blade section structure schematic

叶片所用的结构形式主要是双腹板工字梁, 内/外蒙皮使用双轴布玻璃纤维聚合脂复合材料, 中间用 PVC 泡沫填充, 如图 3 所示^[19]。

设计以主复合层的厚度为变量。为得到叶片截面的质量分布和叶片的总质量, 采用如下薄壁梁自由弯曲时的正应力方程:

$$\begin{cases} \varepsilon_0 \sum_{i=1}^k E_i A_i + \frac{1}{\rho_x} \sum_{i=1}^k (E_i S_{x_i}) - \frac{1}{\rho_y} \sum_{i=1}^k (E_i S_{y_i}) = Fz, \\ \varepsilon_0 \sum_{i=1}^k E_i S_{x_i} + \frac{1}{\rho_x} \sum_{i=1}^k (E_i I_{x_i}) - \frac{1}{\rho_y} \sum_{i=1}^k (E_i I_{xy_i}) = Mx, \\ \varepsilon_0 \sum_{i=1}^k E_i S_{y_i} - \frac{1}{\rho_x} \sum_{i=1}^k (E_i I_{xy_i}) + \frac{1}{\rho_y} \sum_{i=1}^k (E_i I_{y_i}) = My, \end{cases} \quad (6)$$

式中, ε_0 为应变, E_i 为弹性模量; S_{x_i} 和 S_{y_i} 为截面翼型上第 i 个点在 x 和 y 方向的静力矩; I_{xy_i} , I_{x_i} 和 I_{y_i} 为惯性矩; ρ_x 和 ρ_y 为曲率半径; k 为翼型分立点的数目; 截面上任意一点 i 处的应力 σ_i 为

$$\sigma_i = E_i \left(\varepsilon_0 + \frac{y}{\rho_x} - \frac{x}{\rho_y} \right). \quad (7)$$

再结合给定的安全系数, 可以得到叶片每一个展向位置处翼型的主复合层的厚度和当地截面的线质量 M_j . 安全系数的表达式如下:

$$f_s = \frac{[\sigma]}{\sum_{i=0}^K \sigma_i}, \quad (8)$$

式中, $[\sigma]$ 为安全应力. 本文取 $f_s = 1.75$. 这样, 就可以计算出叶片的总质量. 叶片质量最小优化目标可以如下表示:

$$f_2 = \min \int_{R_{\text{hub}}}^R M_j dr. \quad (9)$$

2.2 约束条件

为了尽可能多覆盖给定样本空间中的叶片形状, 本文采用了 15 个设计变量, 分别对应于叶片 5 个关键截面位置的弦长、扭角和厚度. 同时, 为了保证叶片的工程加工性能, 采用 4 阶的 Bezier 曲线进行光滑拟合, 然后插值得到 55 个截面几何形状. 关键截面的弦长、扭角和厚度满足以下约束条件:

$$\begin{cases} c_{\min} < c_i < c_{\max}, \\ \theta_{\min} < \theta_i < \theta_{\max}, \\ t_{\min} < t_i < t_{\max}, \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 5. \quad (10)$$

除了叶片的几何约束外, 对输出功率的约束主要是通过变桨机构完成, 使其在大于额定风速后功率输出始终稳定在额定功率.

3 5 MW 叶片优化研究

3.1 输入条件

本文以设计风速下的功率系数 C_p 最大和叶片质量最小为优化设计目标, 采用了与文献 [20] 中给出的 NREL-5 MW 海上风力机相同的设计参数, 应用改进的 NSGA-II 算法, 设计了 5 MW 变速恒频海上风力机叶片. 设计中所使用的材料属性参数如表 1 所示.

表 1 材料属性参数

Table 1 Material performance data

| parameters | GFRP 45° | PVC foam | GFRP 0° |
|---|----------|----------|----------|
| Young's modulus E / Pa | 1.18E+10 | 5.70E+07 | 4.33E+10 |
| density ρ / (kg/m^3) | 1.90E+03 | 3.00E+02 | 1.90E+03 |
| stretch allowable strength E / Pa | 4.65E+07 | 1.30E+06 | 2.61E+08 |
| compress allowable strength E / Pa | 8.08E+07 | 3.37E+06 | 2.75E+08 |

风轮及 NSGA-II 算法参数如表 2 和表 3 所示。

3.2 优化研究结果

图 4 给出了以设计风速下功率系数 C_p 最大和叶片质量最小为目标的 Pareto 最优解集分布图。图中的 Pareto 最优解构成一个明显的单调递增曲线,并将优化区域分成 I 和 II 两部分;部分 I 为设计条件下不可达到的理想解区域,而部分 II 为可行解区域。Pareto 最优解曲线的单调性说明了叶片功率输出增加的同时还伴随着叶片质量增加,表明了给定的两个设计目标存在一定的冲突。而对于 Pareto 最优解集曲线上离散点所代表的叶片设计,并不能说明其中任何一点代表的叶片优于其它点,因为它们两个不同的目标方向上的组合都有自己的优势。这进一步说明了,在风力机多目标优化设计中,其实并不存在单一的极值点能使所有目标函数值同时达到最优,Pareto 最优解曲线上的离散点都为本设计条件下的最优解,设计人员要根据其他工程要求加以选择。

表 2 风轮参数

Table 2 Wind rotor parameters

| parameters | value |
|---|------------|
| number of blades N | 3 |
| radius of rotor R | 63 |
| maximum speed ω_{\max} / (r/min) | 12.1 |
| design wind speed V_{dsi} / (m/s) | 9 |
| rated power P / MW | 5 |
| cut-in wind speed V_{in} / (m/s) | 3 |
| cut-out wind speed V_{out} / (m/s) | 25 |
| airfoil family | DU/NACA 63 |

表 3 NSGA-II 算法参数

Table 3 Parameters used in NSGA-II

| parameters | value |
|---|-------|
| population size P_{op} | 100 |
| crossover probability C_{crs} | 0.8 |
| mutation probability C_{mut} | 0.05 |
| crossover index C_s | 2 |
| mutation index M_s | 20 |
| max. No. of generation G_{max} | 500 |
| reduction rate R_d | 0.55 |

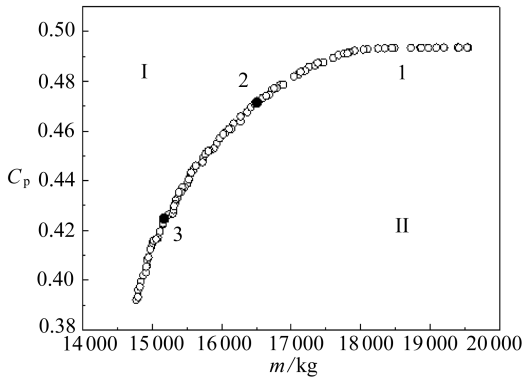


图 4 Pareto 最优解分布图

Fig. 4 Pareto-optimal solutions set of the two objectives

叶片在设计风速处的功率系数较 NREL-5 MW 叶片分别提高了 4.6%、1.7% 和 -7.1%,而质量也则分别增加了 10.02%、-1.73% 和 -9.67%。由图 4 给出的 Pareto 最优解曲线和图 8 的主复合层厚度对比图,可以清楚地看出,叶片质量和主复合层厚度随叶片功率系数的增大而增大。主要原因是:叶片良好的功率系数 C_p 是由较高升力带来的,但同时也在叶片上形成了较大载荷,为满足结构强度要求,必然要求较大的叶片弦长和主复合层厚度。对于文中采用的两个优化设计目标来说,相比较于 NREL-5 MW 叶片,这 3 组叶片中的 2 号叶片有更大功率系数 C_p

为更好说明 Pareto 最优解曲线形成的原因,本文取图 4 中标出的 1、2 和 3 号叶片加以分析。图 5 和图 6 给出了 1、2 和 3 号叶片与 NREL-5 MW 叶片的弦长、扭角和厚度分布对比图。从图中可以看出,所示 3 组叶片的弦长随 C_p 的增加而逐渐增大,而扭角和相对厚度随 C_p 的增加而减小,这说明增大叶片实度可以有效地提高风轮功率输出,同时优化扭角分布和适当减小叶片的相对厚度同样可以提高叶片的功率输出效率。

图 7 给出了 1、2 和 3 号叶片与 NREL-5 MW 叶片的功率曲线对比图。可以看出,1、2 和 3 号叶片

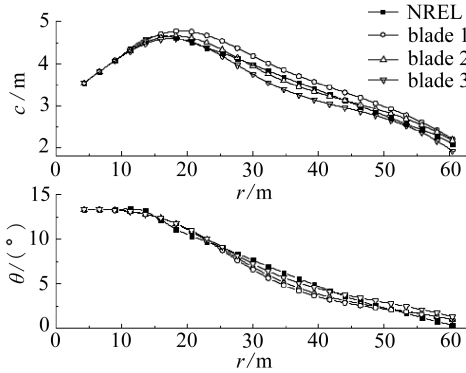


图5 叶片弦长和扭角分布对比图

Fig. 5 Blade chord and twist distributions

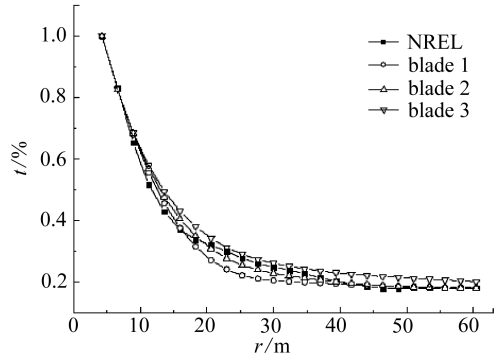


图6 叶片的厚度分布对比图

Fig. 6 Blade thickness distributions

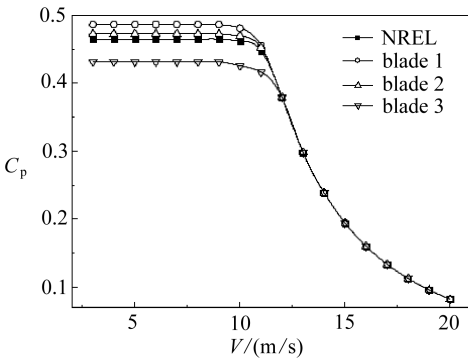


图7 功率曲线对比图

Fig. 7 Power coefficient comparison

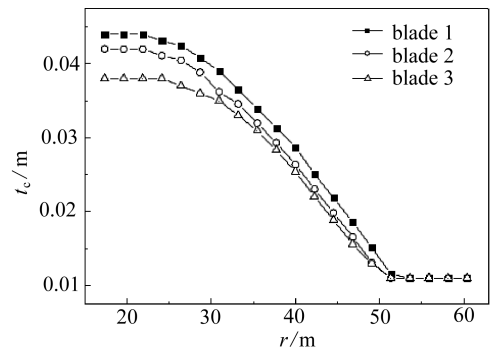


图8 叶片主复合层厚度对比图

Fig. 8 Blade spar thickness comparison

和更小叶片质量,较其它两组叶片更为理想。

4 结 论

本文同时引入了精英控制策略和动态拥挤距离方法,改进了 NSGA-II 算法。此算法在处理多目标、多变量和多约束优化设计问题时,具有很好的收敛速度和鲁棒性,能够为大型风力机的多目标优化设计提供通用的算法。同时研究还表明,对于复杂的风力机多目标设计问题,不应追求并不存在的单一的最优解,而是应该获取 Pareto 最优解集,这为风力机多学科优化设计开辟了新的思路。将改进的 NSGA-II 算法应用于 5 MW 风力机叶片的设计,在不改变设计输入的条件下,本文的优化设计可以获得比 NREL-5 MW 参考叶片更高性能和更低重量的叶片。

参考文献:

- [1] Wilson R E, Lissaman P D S. Applied aerodynamics of wind power machines[R]. Report NSF/RA/N 7413. NTIS PB 238594, Oregon State University, 1974.
- [2] Selig M S, Coverstone-Carroll V L. Application of a genetic algorithm to wind turbine design [J]. *Journal of Solar Energy Engineering*, 1996, **118**(1): 22-29.
- [3] Wood D H. Dual purpose design of small wind turbine blades[J]. *Wind Engineering*, 2004, **28**(5): 511-528.
- [4] Sale D, Jonkman J, Musial W. Development of a hydrodynamic optimization tool for stall-reg-

- ulated hydrokinetic turbine rotors[C]//*ASME 2009 28th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering*, 2009: 901-906.
- [5] Roy R, Hinduja S, Teti R. Recent advances in engineering design optimisation: challenges and future trends[J]. *Manufacturing Technology*, 2008, **57**(2): 697-715.
- [6] Horn J, Nafploitis N, Goldberg D E. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization[C]//*Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*. NJ: IEEE Press, 1994: 82-87.
- [7] Knowles J, Corne D. The Pareto archived evolution strategy: a new baseline algorithm for multi-objective optimization[C]// *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1999: 98-105.
- [8] Kim M, Hiroyasu T, Miki M, Watanabe S. SPEA2+: Improving the performance of the strength Pareto evolutionary algorithm 2 [C]//*Proceedings of 8th International Conference on Parallel Problem Solving From Nature*. Birmingham, UK, 2004: 742-751.
- [9] Watanabe S, Hiroyasu T, Miki M. NCGA: neighborhood cultivation genetic algorithm for multi-objective optimization problems [C]//*Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2002)*, 2002: 458-465.
- [10] Deb K, Agrawal S, Pratab A, Meyarivan T. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective: NSGA-II [J]. *Evolutionary Computation*, 2002, **6**(2): 182-197.
- [11] Srinivas N, Deb K. Multi-objective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms[J]. *Evolutionary Computation*, 1994, **2**(3): 221-248.
- [12] Deb K, Agrawal R B. Simulated binary crossover for continuous search space[J]. *Complex Syst*, 1995, **3**(9): 115-148.
- [13] Deb K, Goel T. Controlled elitist non-dominated sorting genetic algorithms for better convergence[C]//*Proceedings of First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*. Zurich, Switzerland, 2001: 67-81.
- [14] LUO Biao, ZHENG Jin-hua, XIE Jiong-liang, WU Jun. Dynamic crowding distance—a new diversity maintenance strategy for MOEAs[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Natural Computation*. NJ: IEEE Press, 2008: 580-585.
- [15] Par J, Kima J, Shina Y, Leea J, Parka J. 3 MW class offshore wind turbine development[J]. *Current Applied Physics*, 2010, **10**(2): 307-310.
- [16] Griffin D A, Zuteck M D. Scaling of composite wind turbine blades for rotors of 80 to 120 meter diameter[J]. *Journal of Solar Energy Engineering*, 2001, **123**(4): 310-319.
- [17] Bossanyi E A. Wind turbine control for load reduction[J]. *Wind Energy*, 2003, **6**(2): 229-244.
- [18] DAI Chang-hui, TANG Rui-yuan, WANG Tang-guang. Prediction of aerodynamic performance of a horizontal-axis rotor in condition of wind shear[C]//*Proc Asian and Pacific Wind Energy Conf*, 1988.
- [19] Lindenburg C. *Aeroelastic Analysis of the LMH64-5 Blade Concept*[M]. New York: Addison-Wesley, 2003.
- [20] Jonkman J, Butterfield S, Musial W, Scott G. Definition of a 5-MW reference wind turbine for offshore system development[R]. NREL/TP-500-38060, National Renewable Energy Laboratory, 2009.

Improved NSGA- II in Multi-Objective Optimization Studies of Wind Turbine Blades

WANG Long, WANG Tong-guang, LUO Yuan

(*Jiangsu Key Laboratory of Hi-Tech Research for Wind Turbine Design, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, P. R. China*)

Abstract: The non-dominated sorting genetic algorithm was improved with controlled elitism and dynamic crowding distance, obtaining a novel multi-objective optimization design algorithm for wind turbine blades. As an example, a 5 MW wind turbine blade design, taking maximum power coefficient and minimum blade mass as the optimization objectives, was presented. It is illustrated from the optimal results that this algorithm has a good performance in handling multi-objective optimization of wind turbine and it gives a Pareto-optimal solutions set rather than the optimum solution from the conventional multi-objective optimization problems. The wind turbine blade optimization method presented provides a new idea and general algorithm for multi-objective optimization of wind turbine.

Key words: wind turbine; multi-objective optimization; Pareto-optimal solutions; NSGA- II