

基于改进NSGA-II算法的风力机叶片多目标优化设计

王 珑 王同光 吴江海 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)

摘要:一种结合了精英控制策略和动态拥挤距离方法的改进的快速支配排序算法(Fast and elitist non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)被用于风力机复杂的多目标优化设计中。作为此算法的应用算例,以风轮的年发电量最大、叶片的质量最小和叶片根部的极限推力最小为目标,分别进行了两目标和三目标的1.5 MW风力机叶片的优化设计。研究表明:两目标优化给出的Pareto最优解集分布在一条曲线上,而三目标的优化结果基本分布在一个有明显边界的五阶曲面上。同时也可以看出,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通用的算法。

关键词:风力机;多目标优化设计;改进的快速支配排序算法;Pareto最优解

中图分类号: TM614 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-2615(2011)05-0672-05

Multi-objective Optimization Design of Wind Turbine Blades Based on Improved NSGA-II

Wang Long, Wang Tongguang, Wu Jianghai, Luo Yuan

(Jiangsu Key Laboratory of Hi-Tech Research for Wind Turbine Design,
Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: An improved fast and elitist non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) incorporating controlled elitism and dynamic crowding distance strategies is applied in the field of multi-objective optimization design of wind turbine blades. As an example of the algorithm, taking the maximum annual energy production, the minimum blade mass, and the minimum blade root thrust as the optimization objectives, the 1.5 MW wind turbine blades are designed with both two-objective and three-objective conditions. The results indicate that the Pareto-optimal solutions of two-objective conditions distribute on the curves, and the solutions of three-objective case are on a five-order surface with evident boundaries. Meanwhile, this algorithm gives a Pareto-optimal solution set rather than the particular optimum solution from the multi-objective design problems, which can provide a new idea for multi-objective optimization of wind turbine.

Key words: wind turbine; multi-objective optimization design; fast and elitist non-dominated sorting genetic algorithm; Pareto optimal solutions

风力机整机和零部件设计不能看成一个独立的过程,其各部件之间联系紧密,设计目标和约束条件众多,如叶片的功率输出最优,整机造价最小,

塔架受力最小,要抗极限载荷和疲劳载荷,还要兼顾到控制、噪声和制造等方面的要求^[1]。由于问题的复杂性,目前的风力机设计不仅高度依赖已有的

基金项目:国家重点基础研究发展计划(“九七三”计划)(2007CB714600)资助项目;江苏省创新学者攀登(BK2008044)资助项目;江苏高校优势学科建设工程资助项目。

收稿日期:2011-04-29; **修订日期:**2011-07-28

通讯作者:王同光,男,教授,博士生导师,1962年3月生, E-mail:tgwang@nuaa.edu.cn。

经验,操作复杂,且大部分风力机叶片的气动性能离理论上的最优值有较大差距。理论上,多目标的一体化设计方法是处理这样问题的最佳选择,但目前普遍采用的、基于单目标设计思路的“统一目标函数法”^[2-3]并不能处理这样复杂的优化问题,严重制约了风力机各部分之间的联合设计和风力机整体性能的提高。

近年来,多目标优化算法发展迅速,具有代表性的有小生境 Pareto 遗传算法(Niched Pareto genetic algorithm, NPGA)、邻域培植遗传算法(Neighborhood cultivation genetic algorithm, NC-GA)、改进的快速支配排序算法(Fast and elitist non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)^[6]等。在发展风力机多目标设计算法时,必须要同时满足3个基本要求:(1)算法能很好地处理任意数目优化目标,对目标之间的关联性和冲突问题不敏感;(2)算法要能解决任意数目的约束问题,且要避免使用罚函数法;(3)针对风力机特有的多峰问题,算法必须要有较好的收敛性和鲁棒性。

本文基于一种快速的非支配排序遗传算法(NSGA-II),并对其进行改进,使其能够满足风力机多目标优化设计的要求。作为算例,将此算法应用到了1.5 MW 风力机叶片的设计中,分别研究了两目标和三目标对算法收敛性和优化结果的影响。

1 改进的NSGA-II算法

风力机的多目标一体化设计的设计变量、设计目标和约束条件众多,同时存在等式和不等式约束,各种设计目标之间还有很强的相关性,有时还相互冲突,目标函数的求解更是复杂的多峰问题。因此,处理这样的问题,必须基于高效的多目标优化算法。

1.1 NSGA-II 算法

NSGA-II 算法是一种基于遗传算法的高效快速的排序算法,其无需对设计目标进行任何转化,只根据个体之间的支配关系就可以达到筛选个体优劣的目的。算法还采用了拥挤距离评估方法取代常用的共享函数法,使其无需确定一个共享参数就能控制个体的分布。在约束处理方面,NSGA-II 算法加入了一种高效的约束处理机制^[7],其不采用任何罚函数方法,而是通过引入一种虚拟的越界值,给所有的等式或不等式约束条件提供了一种通用的解决方案。由于NSGA-II 算法的操作简单,且有较好的收敛速度和鲁棒性好,已成为多目标优化领域的基准算法之一。

1.2 对NSGA-II的改进

虽然NSGA-II的优点众多,但在处理多模态问题时,算法也存在局部收敛的问题。本文主要采用了精英控制策略^[7]和动态拥挤距离评价方法^[8]对原算法进行改进。

(1)精英控制策略

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,但其采用的拥挤度评价方法只作用于每一个非支配层内部,且NSGA-II 算法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他非优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。

为了改善NSGA-II的侧向多样性,本文采用了精英控制策略。此方法主要是对每一个非支配层中的最大个体数目进行约束,来达到控制 Pareto 最优解层个数的目的,表达式如下

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

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。

(2)动态拥挤距离

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,还要求同一层内部个体的分布有很好的均匀性。NSGA-II 算法采用拥挤距离 $d_{c,i}$ 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。拥挤距离表达式如下

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

式中: f_{i+1}^m, f_{i-1}^m 分别表示第 $(i+1)$ 和 $(i-1)$ 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。为了改善个体分布的均匀性,Luo Biao 等提出了一种动态的拥挤度评价方法,收到了良好的效果。动态拥挤距离 $d_{dc,i}$ 表达式如下

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

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

式中 V_i 表示相邻的两个个体之间的差异。

2 优化目标及约束条件

2.1 优化目标的数学模型

风力机整机和零部件设计中的优化目标众多。在本文的优化过程中,主要是为了研究多目标优化算法的可行性和性能,只选取3个与气动和结构设计相关的设计目标,即风轮的年发电量最大、叶片根部的极限推力最小和叶片的质量最小。

(1) 风轮的年发电量最大

风力机叶片的气动性能表现关系到整机回收成本的速率,是所有风力机设计的最主要目标。本文以给定风场条件下的年发电量最大作为风力机叶片第一设计目标,其表达式如下

$$f_1 = \int_{V_{in}}^{V_{out}} P(V) f(V) dV \quad (5)$$

式中: V_{in} , V_{out} 分别为切入和切出风速; $P(V)$ 为风速 V 的输出功; $f(V)$ 为风场的 Weibull 分布函数

$$f(V) = \frac{K}{C} \left(\frac{V}{C} \right)^{K-1} e^{-\left(\frac{V}{C}\right)^K} \quad (6)$$

式中: K 为形状参数, C 为标度参数。

叶片的气动性能评估方法采用了修正的动量叶素理论。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,其已成为风力机叶片工程设计和计算的标准理论模型。对动量叶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^[9]。

(2) 叶片质量最小

叶片采用了双腹板结构形式,如图1所示。主复合层和尾缘加强层使用单向布玻璃纤维聚合脂复合材料,内/外蒙皮和前缘条采用双轴布玻璃纤维聚合脂复合材料,填充部分为PVC泡沫。

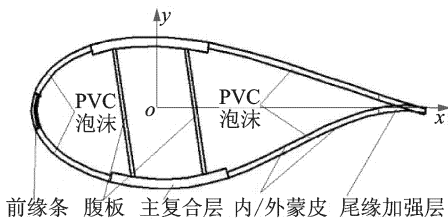


图1 叶片的结构形式示意图

为得到叶片截面的质量分布和叶片的总质量,以主复合层的厚度和位置、尾缘加强层的厚度和位置为变量,计算采用薄壁梁自由弯曲时的正应力方程

$$\begin{cases} \epsilon_0 \sum_1^k E_i A_i + \frac{1}{\rho_x} \sum_1^k (E_i S_{x_i}) - \frac{1}{\rho_y} \sum_1^k (E_i S_{y_i}) = F_z \\ \epsilon_0 \sum_1^k E_i S_{x_i} + \frac{1}{\rho_x} \sum_1^k (E_i I_{x_i}) - \frac{1}{\rho_y} \sum_1^k (E_i I_{x y_i}) = M_x \\ \epsilon_0 \sum_1^k E_i S_{y_i} - \frac{1}{\rho_x} \sum_1^k (E_i I_{x y_i}) + \frac{1}{\rho_y} \sum_1^k (E_i I_{y_i}) = M_y \end{cases} \quad (7)$$

式中: k 为截面单元个数; 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 个单元在 x 和 y 方向的静力矩; I_{x_i} , $I_{x y_i}$ 和 I_{y_i} 为第 i 个单元的惯性矩; ρ_x 和 ρ_y 为截面曲率半径;截面上任意一点 i 处的应力 σ_i 为

$$\sigma_i = E_i \left(\epsilon_0 + \frac{y}{\rho_x} - \frac{x}{\rho_y} \right) \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (8)$$

再结合给定的安全系数和单目标优化算法,可以得到叶片关键截面的主复合层厚度和位置以及尾缘加强层的厚度和位置,积分后可得到截面的线质量 M_j 。再将所有截面的线质量积分就可以得到叶片的总质量。目标可以表示如下

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

式中: R_{hub} 为轮毂的半径; R 为风轮半径。

(3) 叶片根部极限推力最小

根据 IEC61400-1 等设计规范的要求,风力机叶片的设计载荷评估需要仿真风力机所有可能的外部运行状况,所涉及的计算状态众多,计算量巨大,在设计的高级阶段必须对其进行合理的简化。通过对主导叶片结构设计的挥舞方向弯矩和轮毂中心载荷进行分析,本文对叶片极限载荷的计算,采用一种简化的载荷工况和给定的安全系数的方法^[10]。计算表明:此方法能极大地降低计算时间和较好地确定设计载荷。此设计目标可以表述如下

$$f_3 = \min \{ F_{n_k} \} \quad k = 1, 2, \dots, N_s \quad (10)$$

式中: F_{n_k} 为各个运行状态的极限推力载荷,其由修正的动量叶素理论计算得到; N_s 为选取的计算状态数。

2.2 约束条件

风力机叶片设计的约束条件确定是一个半经验过程。本设计共设置了15个优化变量,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,采用四阶的样条曲线进行光滑拟合,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

$$\begin{cases} c_{\min} < c_i < c_{i+1} < c_{\max} \\ \theta_{\min} < \theta_i < \theta_{i+1} < \theta_{\max} \\ t_{\min} < t_i < t_{i+1} < t_{\max} \end{cases} \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (11)$$

式中, c_i , θ_i 和 t_i 分别表示对于第 i 个关键截面的弦长, 扭角和厚度。

除了叶片的几何约束外, 对输出功率和推力的约束主要通过变桨操作来完成, 使其在大于额定风速后, 功率输出始终稳定在额定功率。

3 1.5 MW 风力机优化设计

3.1 计算输入及状态

本文的 1.5 MW 风力机叶片采用了变速、变桨的设计方案, 其基本参数如表 1 所示。为了验证改进的 NSGA-II 算法在处理风力机多目标设计问题的性能, 共设计了 3 种设计状态, 包含了两目标和三目标优化问题, 详细的目标设置如表 2 所示。

表 1 风轮基本参数表

参数	取值
风轮特征	上迎风, 三叶片
风轮半径/m	37.5
轮毂直径/m	1
最大转速/(r · min ⁻¹)	18.6
额定功率/MW	1.5
切入风速/(m · s ⁻¹)	3
切出风速/(m · s ⁻¹)	25

表 2 计算状态

设计状态	设计目标	种群大小	迭代次数
1	f_1, f_2	200	500
2	f_1, f_3	200	500
3	f_1, f_2, f_3	500	2 000

3.2 结果分析

图 2 给出了以设计状态 3 为条件、优化得到的 1.5 MW 风力机叶片的 Pareto 最优解三维分布图。图中辅助曲面是用五阶多项式函数对 Pareto 最优解拟合而成的, 黑点标示出了最优解的位置。由图看出, Pareto 最优解在辅助曲面上形成一个基本规则, 且有明显边界四边形区域。图中显示的边界主要是由计算设计的约束条件造成的, 其形状随着约束的变化而变化。图中 Pareto 最优解的分布不均, 主要有两个原因造成: 首先是本设计状态 3 设定的种群规模较小, 不能覆盖整个 Pareto 最优解区域; 其次是本算法的拥挤度评估函数没有加入高效的均匀性评价机制, 没有对均匀性进行充分的考虑。设计状态 3 的 Pareto 最优解曲面上的离散点都为本设计条件下的最优解, 其在各自的目标方向上各有优劣。

为更好说明图 2 中 Pareto 最优解曲面形成的原因, 本文还将三目标与两目标优化问题进行了比

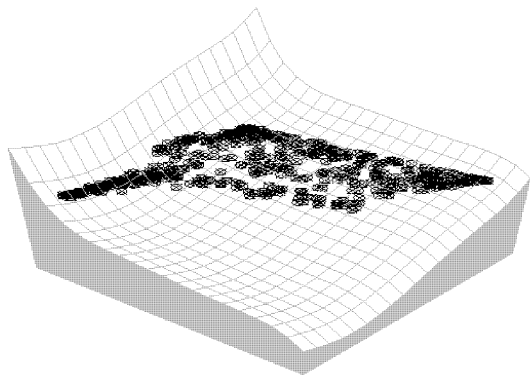


图 2 设计状态 3 的 Pareto 最优解三维分布图

较。图 3 给出设计状态 1 和 3 在叶片质量相对于年发电量的 Pareto 最优解的分布对比图, 图 4 给出了设计状态 2 和 3 在叶片根部推力相对于年发电量的 Pareto 最优解的分布对比图。由图可以看出, 对于两目标的设计状态 1 和 2, 算法显示很好的收敛性能, 在迭代次数为 500 时, 已经形成均匀连续的 Pareto 最优解集, 且沿曲线分布。而对于三目标的设计状态 3, 其 Pareto 最优解不再是一个曲线分布, 而是分布在有一定规律、边界分明的带状区域中,

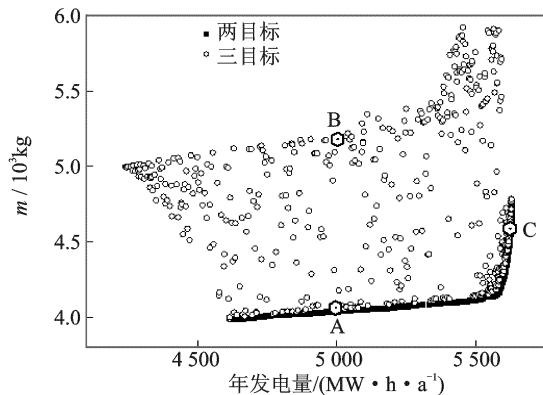


图 3 设计状态 1 和 3 的 Pareto 最优解分布对比

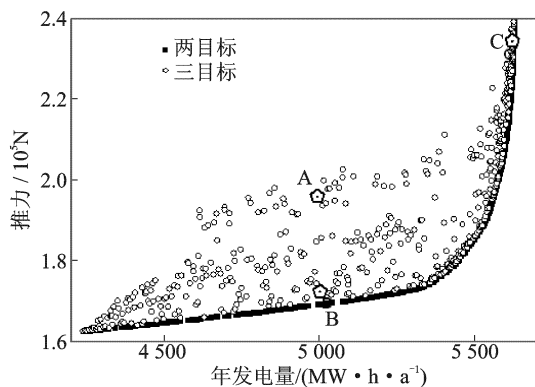


图 4 三目标和两目标的叶片质量 Pareto 解集

造成这种现象的原因是目标间相互约束。对于图3, 4中标出的叶片A, B和C, 叶片A和B在年发电量上很相近, 但在叶片质量最小的目标方向上叶片A较叶片B要优秀, 而在叶根极限推力最小的目标方向得到了相反的趋势。相同的分析也适用于叶片A和C, 叶片B和C。所以, 在设计状态3的条件下必然会形成一个曲面形的Pareto最优解集。

为了更好地理解叶片A, B和C在各自的目标方向上形成优势的原因, 本文给出了这3组叶片的弦长和扭角的对比, 如图5所示。对于A, B两组叶片, 叶片A的弦长明显大于B, 这表明叶片A的实度也较大, 这是叶片A叶根极限推力大于B的主要原因, 如图4所示。同时叶片A的质量却较小, 主要是因为叶片的弦长较小会造成质量的增加; 同时, 叶片上极限载荷转化成设计载荷时, 有一个余弦的关系, 由于叶片A的扭角较叶片B大很多, 造成了叶片的设计载荷较小, 所以叶片的质量也较小。同理, 对于叶片B和C的比较, 叶片C的实度较大, 造成叶片的年发电量大。同时, 叶片的推力也较大, 通过叶片的弦长较大, 有利于叶片的质量减少, 所以叶片的质量有较合理的值。这也表明: 在风力机多目标优化设计中, 其实并不存在单一的极值点, 能使所有目标同时达到最优, 只存在为所有目标和约束接受的Pareto最优解集, 设计人员要根据其他工程要求加以选择。

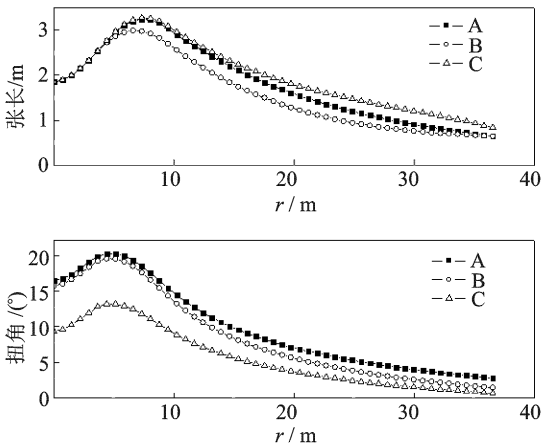


图5 叶片A, B, C的弦长和扭角对比图

4 结束语

本文通过引入精英控制策略和动态拥挤距离方法, 对NSGA-II算法进行了改进, 并将此算法应用在处理风力机的多目标、多变量和多约束优化设计问题上, 发现其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, 对于1.5 MW风力机的优化设计, 此算

法能够得到较好的Pareto最优解的分布, 两个优化目标给出的最优解是一条曲线, 而3个目标给出的是一个有边界的曲面, 这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。

参考文献:

- [1] Par J, Kima J, Shina Y, et al. 3MW class offshore wind turbine development [J]. *Current Applied Physics*, 2010, 10(2): 307-310.
- [2] Wood D H. Dual purpose design of small wind turbine blades [J]. *Wind Engineering*, 2004, 28(5): 511-528.
- [3] Sale D, Jonkman J, Musial W. Development of a hydrodynamic optimization tool for Stall-Regulated hydrokinetic turbine rotors [C]// *ASME 2009 28th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering*. Hawaii: ASME, 2009: 901-906.
- [4] 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*. Orlando: IEEE Press, 1994: 82-87.
- [5] 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)*. New York: GECCO, 2002: 458-465.
- [6] Deb K, Agrawal S, Pratab A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective; NSGA-II [J]. *Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [7] Deb K, Goel T. Controlled elitist non-dominated sorting genetic algorithms for better convergence [J]. *Computer Science*, 2001, 1993: 67-81.
- [8] Luo Biao, Zheng Jinhua, Xie Jiongliang, et al. Dynamic crowding distance — a new diversity maintenance strategy for MOEAs [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Natural Computation*. Jinan: IEEE Press, 2008: 580-585.
- [9] Wang L, Wang T G, Luo Y. Improved non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA)-II in multi-objective optimization studies of wind turbine blades [J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2011, 32(6): 739-748.
- [10] Fuglsang P, Bak C, Schcpers J G, et al. Site-specific design optimization of wind turbines [J]. *Wind Energy*, 2002, 5(6): 261-279.