

基于小生境遗传算法的风电场布局优化

田琳琳 赵宁 钟伟 胡偶

(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:基于小生境遗传算法对风电场内风力机机组的布局进行优化。在优化过程中,考虑等风速同风向和变风速变风向两种简化的入流模式,采用修正的Jensen尾流模型模拟机组之间尾流的相互干扰效应,以单位发电量所消耗的成本最低为目标,使用小生境遗传算法优化风电场机组的排布。文中给出了优化后的风电场布局轮廓图、风电场机组台数、总发电量、目标函数值以及风电场的效率。通过与以前的相关研究对比分析,表明本文的方法取得了较优的结果,可为将来真实风场的风力机排布提供参考依据。

关键词:小生境遗传算法;风电场;尾流模型;风力机机组布局优化

中图分类号:O357 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-2615(2011)05-0650-05

Placement Optimization of Wind Farm Based on Niche Genetic Algorithm

Tian Linlin, Zhao Ning, Zhong Wei, Hu Ou

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

Abstract: The placement of wind turbines in a wind farm is optimized based on niche genetic algorithm. Two simplified oncoming flow models of the unidirectional uniform wind and the non-uniform wind are considered with variable wind directions. In order to predict a more realistic power produced by the wind farm, the modified Jensen wake model is employed to investigate the behavior of wake interactions among the wind turbines. The niche genetic algorithm is used in optimization to minimize the cost of energy (COE). In addition to optimal configurations, the results include number of turbines, total power output, objective functions and efficiency of output power for each configuration. Compared with earlier studies, the present work provides more improved results, and it is suitable for the optimization of the wind turbine placement in wind farms.

Key words: niche genetic algorithm; wind farm; wake model; layout optimization of wind turbines

风经过旋转的风力机时,由于能量的转移,风力机下游会出现风速下降、湍流度增加、风剪切明显等流动特征,这就是风力机的尾流效应^[1]。如果风电场开发商为了追求效益在风场内过多地布置风力机,会导致下游机组处于上游机组的尾流中,使得风电场的总输出功率降低。因此,风电开发商需合理布置机组并优化风机排布,提高风资源利用率。

在优化风机排布时,应考虑3个要素:(1)风资源分布;(2)风力机之间的相互影响,即尾流效应;(3)优化后的风电场应提供更多的电能,并同时保证风电场建设成本最低。针对风电场优化问题,学者们进行了大量的研究。Mosetti等人^[2]首次将遗传算法引入到风电场优化问题的研究之中。作者考虑了3种不同的入流条件,采用Jensen尾流模型模

基金资助: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:**2011-07-04

通讯作者:赵宁,男,教授,博士生导师,1963年8月生,E-mail:zhaoam@nuaa.edu.cn。

拟尾流效应,以单位发电量所消耗的加权成本值为目标函数进行了优化。

Grady 等^[3]使用相同的方法对 Mosetti 给出的算例进行校核,研究表明, Mosetti 在文献中给出的计算结果并不是最优的。Grady 等猜测可能的原因是种群进化的代数不够,导致结果没有收敛到最优解。还有学者^[4]使用蒙特卡罗方法取代遗传算法对 Mosetti 提出的风电场优化问题进行了研究。

Elkinton 等^[5]在前人研究的基础上又尝试调整风电场机组的成本函数,使其包含投资成本、运行成本、维护成本等,并测试了各种不同优化算法在求解风电场优化问题时的收敛速度和计算精度。文献^[6]中还给出了与上述研究不同的风电场优化策略,即采用 Jensen 尾流模型仅在一维空间上通过优化机组的轮毂高度来达到优化风电场发电量的目的。

本文采用基于小生境概念的遗传算法对风电场机组布局问题进行优化研究。根据风资源分布特征,使用两种入流模型作为风电场输入条件。在每种入流模型下,使用修正的 Jensen 模型模拟风力机的尾流效应,并考虑多个尾流之间的叠加效果,优化时采用的目标函数为单位发电量所消耗的成本。最后,将优化结果与以前的研究工作进行分析比较。

1 问题描述

根据所研究的问题,建立如下的物理模型:假设某平坦风场模型的面积为 $2 \text{ km} \times 2 \text{ km}$,地表粗糙度 $Z_0 = 0.3 \text{ m}$,在该风场内布置机型相同的风力机组,机组的特征参数分别为:轮毂高度 $H = 60 \text{ m}$,风轮直径 $D = 40 \text{ m}$,推力系数 $C_T = 0.88$ 。

通过对某风电场的实际测风数据进行统计分析,会得到两类风况:(1)风频分布(包括风速和风向)中有一个明显的主导风向;(2)风频分布在各个风向上较为均匀,不存在明显的主导风向。针对这两种不同的风况,本文采用等风速同风向模型和变风速变风向模型作为计算时的输入条件。等风速同风向模型,来流速度 $u_0 = 12 \text{ m/s}$;变风速变风向模型,风频分布如图 1 所示^[2]。

风电场机组之间的安装距离取决于风场的实际地形、风资源分布以及机组的特征参数。专家们根据国外风场多年的建设经验指出,风力发电机组安装间距在盛行风向上为 $8D \sim 12D$,在垂直盛行风向上为 $1.5D \sim 3D$ 较为合适^[7]。本文将对有限面积的风电场内的风力机机组布局进行优化,减小尾流之间的相互干扰,同时降低风电场的建设成本,

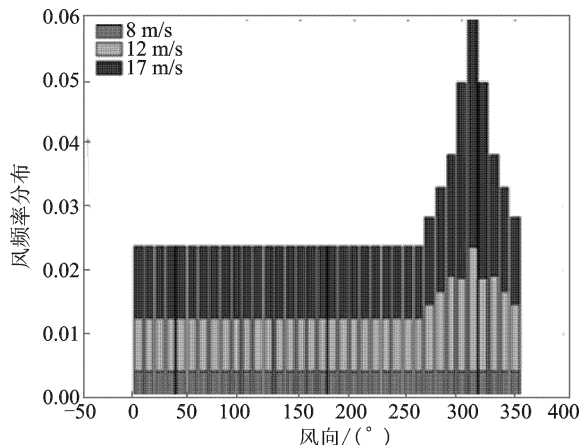


图1 变风速、变风向的风资源分布图

使风场的效益最大化。

2 计算模型和优化方法

2.1 计算模型

基于全局动量守恒理论的 Jensen 尾流模型^[8]因其计算量小、精度可接受而得到了广泛的应用。该模型假设风力机下游的尾流线性膨胀,并指出尾流区的速度分布仅是下游位置 x 的函数,沿着下游某横截面的径向速度分布为常数,被称为一维模型,见图 2。然而真实流场的径向速度呈抛物型分布,因此本文采用修正的 Jensen 尾流模型来计算风力机的尾流效应,以便较真实地计算风电场的总发电量和效率,为风电场业主提供较为准确的风场特征数据。另外,修正的 Jensen 尾流模型已在作者的其他研究中得到充分验证,其原理如图 2 所示。

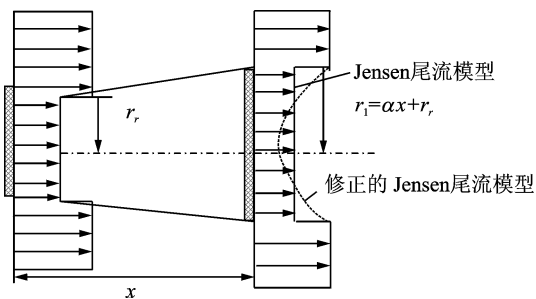


图2 修正的 Jensen 尾流模型原理图

修正的 Jensen 模型分为两步:

$$\text{预测步: } u = u_0 \left[1 - \frac{2a}{\left(1 + \delta \left(\frac{x}{r_1} \right)^2 \right)} \right]$$

$$\text{修正步: } u^* = (u_0 - u) \cos \left(\frac{\pi}{r_1} \cdot y + \pi \right) + u$$

预测步即为 Jensen 尾流模型。式中各参数的详细物理意义与公式详见参考文献^[8]。

若要考虑某台风机位于上游多台机组的尾流

中,则混合尾流区的动能损耗为上游 M 台风力机导致的动能亏损之和,用公式表达为

$$\left(1 - \frac{\bar{u}}{u_0}\right)^2 = \sum_{i=1}^M \left(1 - \frac{u_i}{u_0}\right)^2 \quad (1)$$

通过以上分析,当风电场内安装 N_t 台风力机组时,整个风电场所吸收的风能为

$$P_{\text{available}} = \sum_{i=1}^{N_t} \frac{1}{2} \rho u_i^3 \quad (2)$$

式中 u_i 为第 i 台风力机所在位置处的风速。

式中假设本文所选取机组将风能转化为电能时的效率为 η ,则发电场总发电量为

$$P_{\text{total}} = \sum_{i=1}^{N_t} \eta \cdot \frac{1}{2} \rho u_i^3 \quad (3)$$

本文取 $\eta = 40\%$,代入式(3)进行简单运算后,得到

$$P_{\text{total}} = \sum_{i=1}^{N_t} 0.3u_i^3$$

风电场的风能利用率即风电场效率 y_{farm} 也是评价风电场优劣的一个重要参数,其物理意义为风电场总发电量占风场总风能的比例,用公式表达如下

$$y_{\text{farm}} = \frac{P_{\text{total}}}{N_t \cdot (0.3u_0^3)} \times 100\% \quad (4)$$

2.2 风电场建设成本

采用参考文献[2]中介绍的成本模型,假设风电场的总建设成本仅是风电场内所布置的风力机个数的函数。该模型指出,假如单个风力机的建设成本量纲一化后为单位1,当风电场场内布置大量风机时,单个风机的建设成本最多可降至2/3。可用如下的函数来表达

$$f_{\text{cost}} = N_t \left(\frac{2}{3} + \frac{1}{3} e^{-0.00174N_t^2} \right) \quad (5)$$

式中 N_t 为业主所购买的风力机总个数。

2.3 小生境遗传算法

遗传算法中模拟小生境的方法主要有预选选择法、排挤法、共享函数法。文中采用的是De Jong^[9]在1975年提出的基于排挤机制的小生境方法。该方法的基本思想是:设置一排挤因子,由群体中随机选取 M 个个体组成排挤成员,然后依据新产生的个体与排挤成员的相似性来排挤掉一些与排挤成员相似的个体。随着排挤过程的进行,群体中的个体逐渐被分类,从而形成各种小的生存环境,并维持了群体的多样性。

本文使用 $N \times N$ 个网格去剖分面积为 $2 \text{ km} \times 2 \text{ km}$ 的风电场,并在剖分后得到的网格区域内布置机组,使用字符0代表网格区域无风机,字符1代表网格区域安装风机,构成含有 N^2 个字符的二进

制字符串的个体。由随机产生的一些个体形成初始群体,经过选择运算、交叉运算、变异运算、小生境淘汰运算后逐步向最优解进化,优化流程图如图3。

本文采用单目标优化的方法,优化目标为单位发电量的成本最低。单目标函数表达为

$$f_{\text{obj}} = \frac{f_{\text{cost}}}{P_{\text{total}}} = \frac{N_t \left(\frac{2}{3} + \frac{1}{3} e^{-0.00174N_t^2} \right)}{\sum_{i=1}^{N_t} 0.3u_i^3}$$

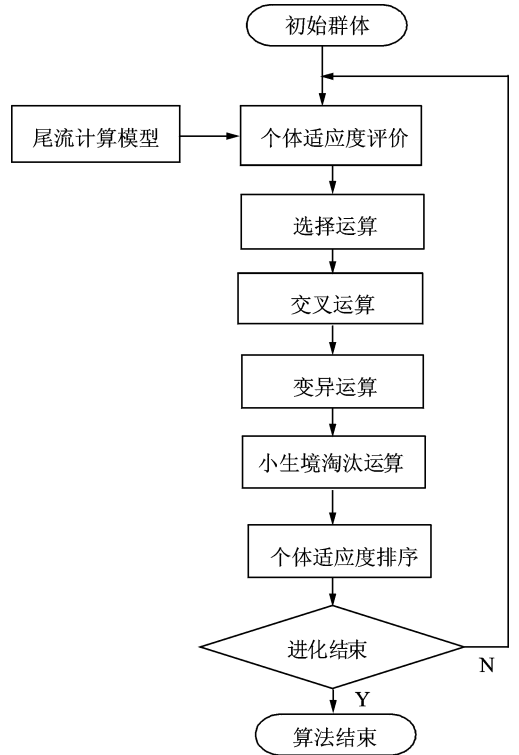


图3 风电场布局优化过程流程图

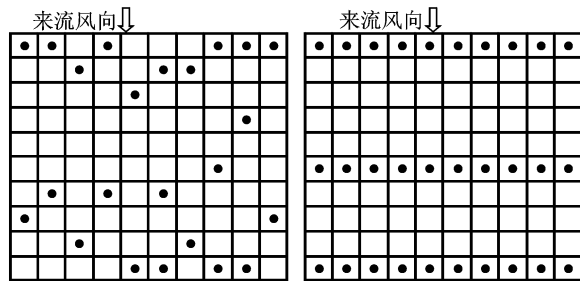
3 结果与分析

为了研究网格疏密的不同对优化结果的影响,在以下两个算例中分别取 $N=10$ 和 $N=15$ 剖分模型风场,相当于将风场划分为100个和225个可能的风力机安装区域,每个可能安装区域的长度为 $5D$ 和 $3.3D$,以保证两列机组之间不会相互干扰。

在优化过程之初,若用 10×10 剖分风场,则由程序随机生成600个个体组成初始群体,每个个体由100位长的二进制字符串表示,字符串中的0代表网格内无风机,1代表网格内有风机。优化时,终止进化代数取为10000,实际上种群进化到5000代左右就已经收敛到最优解;若用 15×15 剖分风场,则由程序随机生成300个个体组成初始群体,每个个体由225位长的二进制字符串表示。为了充分的寻找最优解,优化时终止进化代数取为50000。

3.1 等风速同风向算例

图4(a)显示了当 $N=10$ 时的优化结果,可见机组是沿着来流风向进行排布的。上下游风机之间的最小距离为 $15D$,在该距离内尾流可得到基本的恢复,不会影响到下游机组处的风速。Grady学者抓住了风场的对称特征和来流的等风速同风向特征,只对第一列机组的排布进行优化,然后将优化结果类似地复制到其他列中,得到如图4(b)所示的布局图。

(a) $N=10$ 时的优化结果

(b) 文献[3]的优化结果

图4 算例1优化后的风力机分布轮廓图

本文使用相同的尾流模型对Grady给出的优

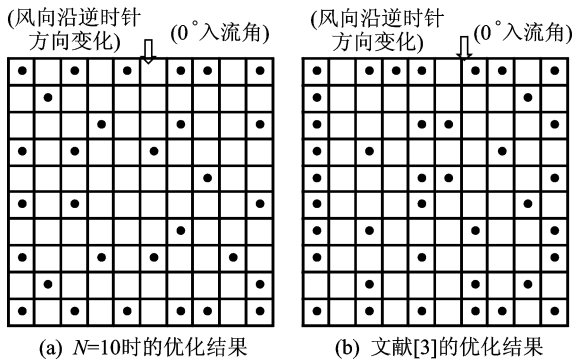
化分布进行校核,发现校核结果与原文结果完全吻合。而使用修正的Jensen模型模拟Grady学者优化后的风场时,得到的风场特征参数见表1。由于本算例的风资源特征为等风速同风向,因此下游机组处于上游机组的风轮中心线上。从图2中可以看出,修正的Jensen尾流模型求出的风轮中心线处速度较之Jensen模型的结果偏小,所以会导致使用修正Jensen模型预测出的总发电量偏小,目标函数偏高。表1中还提供了本文在两种网格剖分方法下的优化结果。两者对比发现, $N=15$ 时的目标函数小于 $N=10$ 时的目标函数,且前者的发电量为后者的2倍,但由于前者的风力机总台数较多,致使风电场的效率有所下降。由于本文采用单目标优化方法,没有考虑到风电场效率对优化结果的影响,因此会造成单纯从目标函数值来看结果较优而风电场效率却偏低的现象。如果只根据目标函数来判断结果的优劣程度,那么本文当 $N=15$ 时的结果优于在相同计算模型下的Grady结果。如果综合目标函数和风电场发电效率来看,本文的两个优化结果与使用修正Jensen模型模拟Grady优化后风场得到的结果相当。

表1 风场特征参数的对比

等风速同风向	本研究		文献[3]研究		
	$N=15$	$N=10$	文献[3]结果	校核结果	修正模型模拟
总风力机台数	48	23	30	30	30
总发电量/kW	20 021	10 726	14 310	14 311	13 178
目标函数/(kW ⁻¹)	1.6128×10^{-3}	1.7101×10^{-3}	1.5436×10^{-3}	1.5434×10^{-3}	1.6761×10^{-3}
风电场效率/%	80.04	89.79	92.05	92.05	84.73

3.2 变风速变风向算例

图5(a)为 $N=10$ 时采用本文方法得到的优化布局图,图5(b)为Grady学者给出的 $N=10$ 时的优化布局图。在本算例中,所输入风资源的风向分布为 $0 \sim 350^\circ$ (见图1),按照经验常识可知,在排布风力机机组时,应尽可能多地在风场的外围区域布置风机,尽可能少地在尾流效应比较严重的风场中心区域布置风机,图5(a)显示本文的优化结果正符合此规律。同时,从图1中可以看出,风频较大的风向区域为 $270 \sim 350^\circ$,为了更好地捕捉风能,应以这些方向为主导风向进行机组的排布,而图5(a)中的排布正是体现了这个特点,定性地说明了本文结果的合理性。图5(b)中Grady学者的优化轮廓图也明显显示了多数机组分布于风场的外围区域,但是在尾流效应较显著的风场中心区域也分布了一些风力机组。

(a) $N=10$ 时的优化结果

(b) 文献[3]的优化结果

图5 算例2优化后的风力机分布轮廓图

从表2中可以看出,本文校核得到的发电量只有Grady学者文中给出发电量的63%左右,相应的目标函数和风电场效率也与Grady学者的结果相差较

大。文献[10]也发现了此类问题并给出校核得到的发电量只有Grady学者结果的61%左右。由此可见,Grady学者过高地预估了风电场的总发电量,目标函数的计算也出现偏差。表2中的结果表明,虽然本文 $N=10$ 时优化得到的风力机组数目(31)小于Grady学者优化得到的机组数目(39),但是这两种情况下风电场的总发电量相差不大,这说明本

文的优化结果较之校核后 Grady 学者的结果为风电场业主节省了机组成本。表2中还给出了本文在两种网格剖分方法下的优化结果。两者对比发现, $N=15$ 时的结果优于 $N=10$ 时的结果。这是因为 $N=15$ 意味着使用更多的网格将风场剖分的更细, 机组排布时选择性更灵活, 因此在保证效率相当的情况下能够布置更多的机组, 产生的总发电量

表2 风场特征参数的对比

变风速变风向	本研究		文献[3]研究	
	$N=15$	$N=10$	文献[3]结果	校核结果
总风力机台数	49	31	39	39
总发电量/kW	30 865	19 364	32 038	20 281
目标函数/(kW ⁻¹)	1.0609×10^{-3}	1.1732×10^{-3}	8.0314×10^{-4}	1.3316×10^{-3}
风电场效率/%	73.80	72.01	86.62	60.25

通过对比算例1,2的结果,可以从以下几点分析两种不同入流条件下风电场的布局以及特征数据:①风电场内机组的分布特点:等风向条件下,机组主要沿着主导风向进行排布。变风向条件下,为了能够捕捉更多的风能且减小机组间的尾流效应,机组应尽可能地分布在风电场的外围区域;②风力机机组数目:变风速变风向条件下风电场内安装的机组数目要多于等风速同风向条件下的机组数目。这是因为同风向条件下,机组沿着一个主导风向排布,而变风向条件下的每一个子风向都可以作为风力机的主导风向,这就意味着部分风力机机组可以插空于单风向条件下机组的安装位置,使得总机组数目增多;③单位风力机的发电量:当 $N=15$ 时,在等风速条件下,单位风力机的发电量为417.7 kW,在变风速变风向条件下,单位风力机的发电量为629.9 kW,大约为前者的1.5倍。根据图1,求得平均风速为13 m/s,假设风力机瞬间偏航且始终面向于来流风向,则变风速变风向条件下的单位风力机发电量应为等风速同风向条件下的1.73倍左右,说明由于风向的多变性致使风力机尾流相互干扰的复杂性增加,导致单个风力机的发电量下降;④风电场效率:在变风速变风向条件下,由于单个风力机机组发电量的下降,使得该条件下得到的风电场效率小于单风向条件下的风电场效率。

4 结 论

本文采用小生境遗传算法对一定面积的风电场机组布局问题进行优化研究。文中使用修正的 Jensen 模型模拟风力机的尾流效应,以单位发电量所消耗的成本最低为目标,针对两种不同的简化入流模型,分别进行风电场机组布局优化。

通过与目前较优的 Grady 学者的结果进行对比分析可知:在等风速同风向条件下,如果单就目标函数来判断优化结果的优劣,那么本文的优化结果略胜于相同计算模型下模拟得到的 Grady 的优

为30 865 kW,约为稀疏网格($N=10$)时总发电量1.6倍。最后,从目标函数的大小中可以看出,本文给出的两种优化结果都优于校核后的 Grady 结果。目标函数的大小代表单位发电量所消耗成本的多少,本文优化得到的单位发电量所消耗成本仅为校核 Grady 结果的79%,相当于提高了风电场的经济效益。

化结果;在变风速变风向条件下,本文的结果在保证目标函数较低的情况下还提高了风电场的效率,明显优于校核的 Grady 结果。另外,本文还分析了不同稀疏程度的风场剖分方法对优化结果的影响。最后,本文将变风速变风向条件下与等风速同风向条件下得到的风电场布局特点以及风电场的特征数据进行对比分析,发现在同一风速下,前者得到的单位风力机发电量会略小于后者,效率也相应地有所降低。

参考文献:

- [1] Vermeer L J, Sørensen J N, Crespo A. Wind turbine wake aerodynamics[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2003, 39(6/7): 467-510.
- [2] Mosetti G, Poloni C, Diviacco B. Optimization of wind turbine positioning in large wind farms by means of a genetic algorithm[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1994, 51(1):105-116.
- [3] Grady S A, Hussaini M Y, Abdullah M M. Placement of wind turbines using genetic algorithm[J]. Renewable Energy, 2005, 30(2): 259-270.
- [4] Marmidis G, Lazarou S, Pyrgioti E. Optimal placement of wind turbines in a wind park using Monte Carlo simulation[J]. Renewable Energy, 2008, 33(7):1455-1460.
- [5] Elkinton C N, Manwell J F, McGowan J G. Algorithm for offshore wind farm layout optimization[J]. Wind Engineering, 2009, 32(1):67-84.
- [6] Acero J F H, Acevedo J R F, Rendon M V, et al. Linear wind farm layout optimization through computational intelligence[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2009, 5845:692-703.
- [7] Patel M R. Wind and power solar systems[M]. Boca Raton: CRC Press, 1999.
- [8] Jensen N O. A note on wind generator interaction [R]. Risø-M-2411. Denmark: Risø National Laboratory, Roskilde, 1984.
- [9] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [10] Anshul M. Optimization of the layout of large wind farms using a genetic algorithm [D]. Ohio: Case Western Reserve University, 2010.