

基于三适应度粒子群算法的风速威布尔分布参数估计

郭楚珊, 郭 鹏, 杨锡运

(华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘 要: 在传统粒子群算法的基础上, 提出具有三适应度的粒子群算法来确定风速威布尔分布参数, 其中适应度的函数分别根据风速拟合的相关程度、平均风能密度相对误差和方差3个指标进行定义。该方法具有收敛速度快、综合考虑多方面指标的优点, 能够确定对实际风频具有很好拟合效果的威布尔曲线参数, 达到三适应度指标均最优的效果。利用三适应度粒子群算法对实例进行分析并与其他算法对比, 结果表明该算法可较好估计威布尔参数, 综合性能优点明显。

关键词: 威布尔分布; 参数估计; 粒子群算法; 三适应度

中图分类号: TK81

文献标识码: A

0 引 言

风电场的风能资源状况评估是风力发电项目最基础的工作, 风能具有较强的随机性, 可通过风速概率分布来描述其统计特性。目前, 拟合风速分布时常用的模型有皮尔逊分布模型、瑞利分布模型和威布尔分布模型等。在风电场中, 人们常用威布尔分布来描述风速的风频特性, 其关键是计算威布尔分布的特征参数, 即尺度参数 c 和形状参数 k 。

目前, 威布尔分布的参数估计方法有平均风速和标准差估算法、平均风速和最大风速估算法、最小二乘法、矩估计和极大似然估计等。平均风速和标准差估算法、平均风速和最大风速估算法方法简单, 只需已知平均风速、标准差和最大风速即可, 但结果波动较大^[1]。矩估计是用一阶样本原点矩来估计总体期望, 用二阶样本中心矩估计总体方差, 并据此估计其他参数, 矩估计算法简单, 在小样本时精度不高^[2]。极大似然估计法精度高, 但一般要用迭代法求解联立的超越方程, 计算复杂。此外, 极大似然法的许多优良性质由于有时不满足通常的正则条件而不再成立, 导致极大似然估计不存在或有多个解^[3]。

董 胜等^[4]利用标准粒子群求解威布尔分布参数, 并与矩估计、最小二乘法和最速下降法进行比较, 但仅有一个适应度, 罚函数取法不当会造成优良解的湮灭^[5]。罗 航等^[6]结合双线性回归估计和极大似然估计法求解三参数威布尔分布的参数, 即首先基于最小二乘法的双线性回归法求出初始解, 在运用基于粒子群算法的极大似然估计法迭代求解, 但此种方法的准确性和稳健性是以较大迭代步数为代价的, 较耗时。

本文采用三适应度原则来评估粒子的适应度, 综合考虑各种评估指标, 可更好地估计威布尔分布的参数, 并且能较快地获得全局最优解。

1 威布尔分布和威布尔分布参数评估方法

威布尔分布函数图和威布尔概率分布函数图如图1、图2所示。

其函数公式如式(1)、式(2)所示^[7]。

威布尔分布函数为:

$$P(v) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right] \quad (1)$$

收稿日期: 2016-09-14

基金项目: 中央高校基本科研业务费(2015MS25); 国家自然科学基金面上项目(51677067)

通信作者: 郭 鹏(1975—), 男, 博士、教授, 主要从事大型风电机组控制技术与状态监测方面的研究。huadiangp@163.com

威布尔概率密度函数为：

$$p(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right] \quad (2)$$

式中, v —— 风速; k —— 形状参数; c —— 尺度参数。

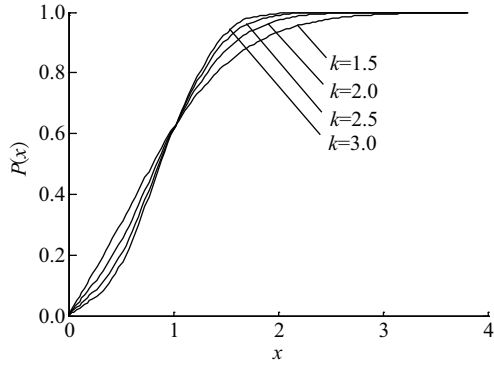


图1 威布尔分布函数图

Fig. 1 Weibull distribution function

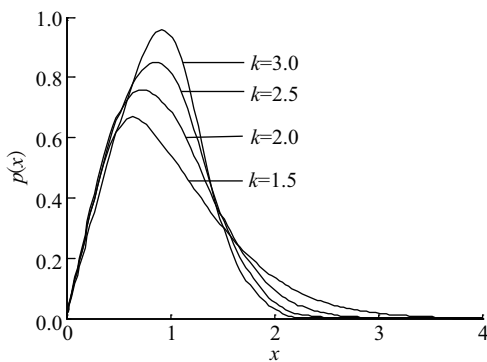


图2 威布尔分布函数概率图

Fig. 2 Weibull probability distribution function

本文采用平均风速和最大风速估算法、最小二乘法、矩估计和三适应度 PSO 算法 4 种不同的参数估计方法来对威布尔分布参数进行估计。

平均风速和最大风速估算法需已知 v_{\max} 和 \bar{v} , v_{\max} 为时间 T 内观测到的最大风速,在已知条件下,参数 k 和 c 根据式(3)和式(4)的经验公式计算^[8,9]。

$$k = \frac{\ln(\ln T)}{\ln\left(0.9 \frac{v_{\max}}{\bar{v}}\right)} \quad (3)$$

$$c = \frac{\bar{v}}{\Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right)} \quad (4)$$

最小二乘法是根据偏差平方和最小的原则确定方程中的待定系数。参数 k 和 c 可由最小二乘拟合曲线 $y = a + bx$ 得到。矩估计法是利用平均风速 \bar{v} 来

估计总体期望值 μ , 用方差 S 来估计总体均方差 σ , 求得风速的均值和方差后就可计算出参数 k 和 c 。

风速分布参数估计的质量有一定的评估方法,具体评估指标如下^[10]:

1) 风速拟合的相关程度

威布尔分布拟合风速的评判标准可用实测风速与拟合风速的相关程度来表示,拟合程度越好,其相关系数 r 越趋近于 1 (也就是 100%)。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

式中, x —— 实测风速; y —— 威布尔拟合风速。

2) 平均风能密度

因为风速概率分布的参数估计是为风能资源评估服务的,故可利用不同方法得到的风电平均风能密度估计值与实测值的相对误差作为评判的依据。

平均风能密度:

$$\bar{W} = \frac{1}{2} \rho \int_0^{+\infty} v^3 f(v) dv = \frac{1}{2} \rho c^3 \Gamma\left(\frac{3}{k} + 1\right) \quad (6)$$

式中, ρ —— 空气密度,对同一地点,其变化可忽略不计。

平均风能密度相对误差:

$$d = \frac{|W - \bar{W}|}{\bar{W}} \times 100\% \quad (7)$$

3) 方差

用不同方法估计的威布尔曲线去估计风频,然后计算在相同横坐标下做实际风频与估计风频的方差,在本文中用 e 表示。

2 采用三适应度粒子群算法的参数估计

2.1 粒子群体初始化

用粒子群算法求解威布尔分布参数的估计,可归结为式(8)^[11]:

$$\min f(k, c) = \min \sum_{i=1}^n [F(x_i; k, c) - F_i]^2 \quad (8)$$

式中, $F(x_i; k, c) = \frac{k}{c} \left(\frac{x_i}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{x_i}{c}\right)^k\right]$; F_i —— 划分出的风速区间分别对应的频率。令初始粒子的位

置为 $X^1 = \begin{bmatrix} k_1^1 & c_1^1 \\ \vdots & \vdots \\ k_N^1 & c_N^1 \end{bmatrix}$, 其中 N 表示粒子数量。初始粒

子的速度为: $V^1 = \begin{bmatrix} V_{k1}^1 & V_{c1}^1 \\ \vdots & \vdots \\ V_{kN}^1 & V_{cN}^1 \end{bmatrix}$ 。初始粒子的位置和速度在设置范围内随机生成。

2.2 适应度函数

适应度函数作为相应的评价函数要能有效地反映出每一个粒子与问题最优解粒子之间的差距。为提高算法的收敛精度,也是找到实际最优解所必需的,本算法综合考虑风速分布参数估计评估方法中的 3 个指标:风速拟合的相关程度,平均风能密度相对误差和方差,即定义 3 个适应度函数:

$$f_1(i) = \sum_{i=1}^n [F(x_i; k, c) - \bar{F}]^2 \quad (9)$$

$$f_2(i) = \frac{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F}_i)(F(x_i; k, c) - \bar{F})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F}_i)^2 \sum_{i=1}^n (F(x_i; k, c) - \bar{F})^2}} \quad (10)$$

$$f_3 = \frac{|W - \bar{W}|}{W} \times 100\% \quad (11)$$

式中, $F(x_i; k, c)$ ——估计出的风频; F_i ——实际风频; \bar{F}_i ——实际风频的平均值; \bar{F} ——估计风频的平均值; $\bar{W} = \frac{1}{2} \rho c^3 \Gamma\left(\frac{3}{k} + 1\right)$; $W = \frac{1}{2} \rho x^3$; x ——风速。

根据类似遗传算法中选择的思想,优选适应度最好的粒子。通过这样的选择,种群中既有方差最小、相关系数最大又有平均风能密度相对误差最小的粒子,即 3 个适应度函数均取得最优值的粒子,为进化出下一代较优秀的粒子提供了优良的基础。

2.3 粒子位置与速度的更新

粒子群算法中,只有当粒子的当前位置与所经历的最好位置相比具有更好的适应值时,其粒子所经历的最好位置才会唯一地被该粒子当前的位置所替代^[12]。第 i 个粒子经历过的最好位置(有最好适应度)记为 $pb_i = (pb_{i1}, pb_{i2}, \dots, pb_{in})$, 在整个群体中,所有粒子经历过的最好位置记为 $gb = (gb_1, gb_2, \dots, gb_n)$ 。分别用式(9)~式(11)得出 3 个适应度计算 pb 、 gb :

$$pb_i(t+1) = \begin{cases} pb_i(t), & \begin{cases} f_1(x_i(t+1)) < f_1(pb_i(t)); \\ f_1(x_i(t+1)) = f_1(pb_i(t)) \cap \\ f_2(x_i(t+1)) > f_2(pb_i(t)); \end{cases} \\ x_i(t+1), & \begin{cases} f_1(x_i(t+1)) = f_1(pb_i(t)) \cap \\ f_2(x_i(t+1)) = f_2(pb_i(t)) \cap \\ f_3(x_i(t+1)) \leq f_3(pb_i(t)) \\ f_1(x_i(t+1)) = f_1(pb_i(t)) \cap \\ f_2(x_i(t+1)) = f_2(pb_i(t)) \cap \\ f_3(x_i(t+1)) > f_3(pb_i(t)); \\ f_1(x_i(t+1)) = f_1(pb_i(t)) \cap \\ f_2(x_i(t+1)) < f_2(pb_i(t)); \\ f_1(x_i(t+1)) > f_1(pb_i(t)) \end{cases} \end{cases} \quad (12)$$

检验结果是否满足 $t \geq N_{\max}$ (N_{\max} 为最大迭代次数)。若满足条件,则此时的 gb 即为威布尔分布的 k 和 c 这 2 个参数;不满足则继续迭代,程序直到满足迭代停止条件才停止迭代,并输出 k 、 c 的估计值,此时的估计值即为所求的威布尔分布的参数值。

每一代粒子根据式(13)、式(14)更新自己的速度和位置:

$$V_i(t+1) = \omega V_i(t) + c_1 r_1 (pb_i(t) - x_i(t)) + c_2 r_2 (gb(t) - x_i(t)) \quad (13)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + V_i(t) \quad (14)$$

式中, t ——迭代次数; ω ——惯性权重,使粒子保持运动惯性,防止算法的早熟收敛; r_1 、 r_2 ——服从 $U(0, 1)$ 均匀分布的随机变量; c_1 、 c_2 ——学习因子。本文中, $c_1 = c_2 = 2$, $\omega = 1$, 令最大迭代次数 $N_{\max} = 500$, 取种群规模 $popsiz = 20$ 。

3 风速分布参数估计实际算例

本文采用的风速数据来自张家口某风电场,使用的数据分别是 2015 年 6 月 4500 个运行数据和 2016 年 1 月 4300 个运行数据,该运行数据为采集系统每 10 分钟计算一次平均值并记录而得。采用平均风速和最大风速估算法(方法 1)、最小二乘法(方法 2)、矩估计(方法 3)和三适应度粒子群算法(方法 4)4 种不同的参数估计方法,分别对各机组各月数据进行计算,得到 k 、 c 、 r 、 e 和 d 的计算结果和分布拟合图。

参照《风电场风能资源评估方法》,对风电场测风原始数据的完整性及合理性进行判断,检验出缺失及不合理数据。

表1 测风数据统计

Table 1 Wind data statistics

实测数据 收集时段	总测 次数	缺失 次数	不合理 次数	有效数据 完整性/%
2015.6.1~6.30	720	7	0	99.03
2016.1.1~1.30	720	41	0	94.31

经统计计算,4个测风塔测风期有效数据完整率均满足 GB/T 18710—2002《风电场风能资源评估方法》有效数据完整率应在 90%以上的要求。缺失数据根据同月完整天数的同时间数据通过一元相关分析进行插补延长。

风速分布及分布拟合图如图 3~图 6 所示。

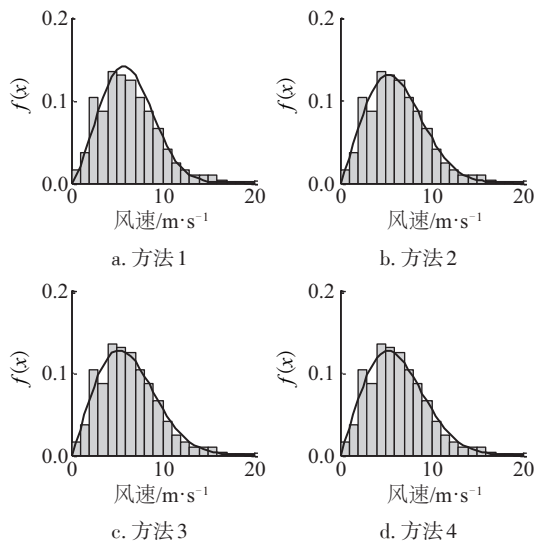


图3 6月份风速分布拟合图
Fig. 3 Wind speed distribution fitting figure in June

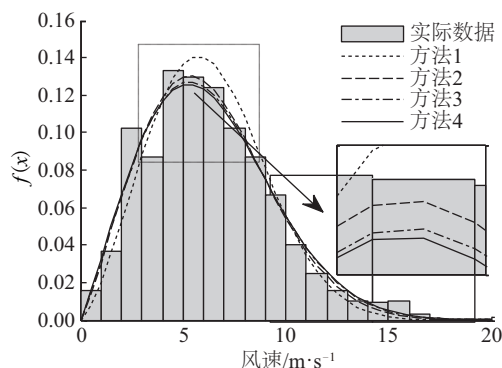


图4 6月份不同方法威布尔曲线对比及局部放大图
Fig. 4 Weibull curve comparison of different methods and a partially enlarged view in June

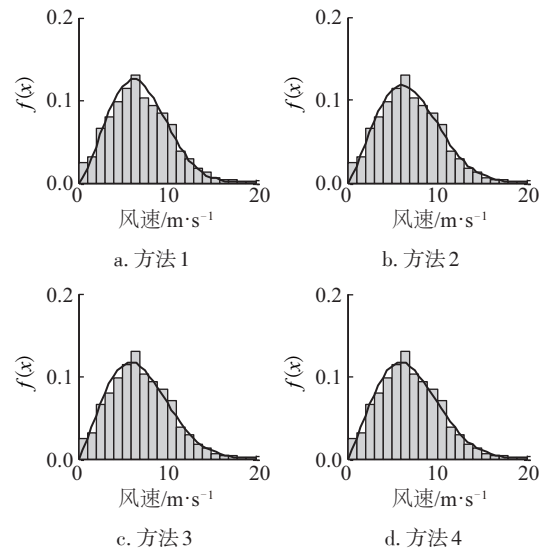


图5 1月份风速分布拟合图
Fig. 5 Wind speed distribution fitting figure in January

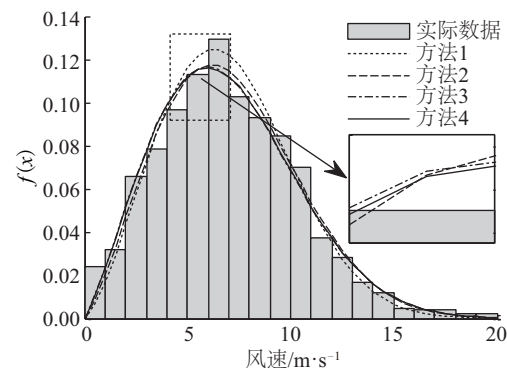


图6 1月份不同方法威布尔曲线对比及局部放大图
Fig. 6 Weibull curve comparison of different methods and a partially enlarged view in January

计算结果如表 2、表 3 所示。

表2 参数计算结果

Table 2 Parameters calculation results

	k			
	方法1	方法2	方法3	方法4
6月份	2.4606	2.1964	2.1549	2.1301
1月份	2.4021	2.2697	2.1948	2.2003
	c			
	方法1	方法2	方法3	方法4
6月份	7.0940	7.0168	7.1046	7.1034
1月份	7.8475	7.9826	7.8553	7.8811

由文献[13]进行矩估计、最小二乘法 and 标准粒

子群算法进行参数估计后,采用检验拟合优度的指标均方根误差(*RMSE*)和 K-S 检验进行不同方法结果的比较。其中 K-S 检验是以两位数学家柯尔莫戈罗夫(Kolmogorov)和斯米尔诺夫(Smirnov)命名的拟合优度检验,用来判断样本是否来自特定的分

表3 评价指标计算结果及平均值

Table 3 Evaluation index calculation results and the average results				
6月份				
	方法1	方法2	方法3	方法4
<i>r</i>	98.04	98.33	98.56	98.57
<i>d</i>	11.7283	6.7802	1.5889	0.5920
<i>e</i>	0.0022	0.0014	0.0013	0.0013
1月份				
	方法1	方法2	方法3	方法4
<i>r</i>	97.92	98.67	98.69	98.72
<i>d</i>	7.6217	1.5172	0.5020	0.2639
平均值				
	方法1	方法2	方法3	方法4
<i>r</i>	97.98	98.5	98.63	98.65
<i>d</i>	9.6777	4.1487	1.0455	0.4280

表4 评价指标结果及比较

Table 4 Results and comparison of evaluation index				
文献中结果				
	最小二乘法	矩估计	粒子群算法	蝙蝠算法
<i>RMSE</i>	0.009	0.0063	0.0055	0.0051
K-S	0.0085	0.06	0.0529	0.0482
减小百分比/%				
	粒子群算法相对于最小二乘法	粒子群算法相对于矩估计法	蝙蝠算法相对于最小二乘法	蝙蝠算法相对于矩估计法
<i>RMSE</i>	38.89	12.70	43.33	19.05
K-S	40.23	11.83	45.53	19.67
本文计算结果				
	最小二乘法	矩估计	三适应度粒子群算法	
<i>RMSE</i>	0.0097	0.0071	0.0054	
K-S	0.0994	0.0670	0.0537	
减小百分比/%				
	三适应度粒子群算法相对于最小二乘法		三适应度粒子群算法相对于矩估计法	
<i>RMSE</i>	44.33		23.94	
K-S	45.98		19.85	

布。所选的指标均为计算结果越小,说明拟合情况越好。同时根据文献[13]中所用指标计算方法,对本文数据进行计算,得到结果后与文献中结果进行比较。如表4所示。

如图3、图5所示,4幅图分别表示利用4种不同方法进行参数估计的威布尔分布与实际风速分布的拟合。如图4、图6所示,为1月份和6月份4种方法所绘制威布尔曲线的对比图和局部放大图。从图3、图5中可观察到,实测的风速分布与威布尔分布的趋势大致相同;从图4、图6中可观察到,采用三适应度粒子群算法的威布尔曲线,即图中的实线曲线,是4种方法中跟实测值的拟合相较最好的,局部放大图中看出实线曲线可最优地表现出实际风速的变化情况,未过度表示实际数据的变化,也未过分节制表示实际数据的变化情况。

由表3中的数据对比也可得到相同结论。利用三适应度粒子群算法,即方法4估算出的参数绘制出的威布尔分布曲线,其3项指标与其他3种方法相比均是最优,3项指标各自的平均值也是最优的。说明使用三适应度粒子群算法对威布尔曲线进行参数估计,进而绘制出的曲线最能反映实际风速数据变化情况,误差最小,精度最高。

表4中的数据可说明,在同样的衡量拟合优度的指标下,文本的三适应度粒子群算法相较于矩估计法和最小二乘法减小的百分比,均大于文献中的标准粒子群算法和蝙蝠算法相对于矩估计法和最小二乘法减小的百分比,说明三适应度粒子群算法对威布尔函数的拟合程度更好,在估计参数时更准确、更有效。

因此针对本算例,三适应度粒子群算法优于最小二乘法、矩估计法和平均风速和最大风速估算法。

4 结 论

本文在粒子群算法的基础上提出三适应度粒子群算法,综合考虑方差、风速拟合相关系数和平均风能密度相对误差3项指标,使得威布尔参数估计更精确,威布尔曲线拟合效果更好。基于实际运行的风速数据,采用三适应度粒子群算法、平均风速和最大风速估算法、最小二乘法和矩估计法4种不同方法对威布尔分布中的参数进行估计,并进行威布尔曲线拟合,图表数据也可表明本文提出的三适应度粒子群算法可较好地估计威布尔参数,综合性能优点明显。

[参考文献]

- [1] 华泽嘉, 闫少军, 杨振华. 风资源评估方法的研究[J]. 技术与市场, 2012, 19(11): 33—35.
- [1] Hua Zejia, Yan Shaojun, Yang Zhenhua. Study of the wind resource assessment method [J]. Technology and Market, 2012, 19(11): 33—35.
- [2] 史景钊, 杨星钊, 陈新昌. 3参数威布尔分布参数估计方法的比较研究[J]. 河南农业大学学报, 2009, 43(4): 405—409.
- [2] Shi Jingzhao, Yang Xingzhao, Chen Xinchang. Comparative study on parameter estimation methods for 3-parameter Weibull distribution [J]. Journal of Henan Agricultural University, 2009, 43(4): 405—409.
- [3] 方华元, 胡昌华, 曹小平, 等. 含约束条件遗传算法在三参数威布尔分布参数估计中的应用[J]. 战术导弹技术, 2006, (6): 32—35, 44.
- [3] Fang Huayuan, Hu Changhua, Cao Xiaoping, et al. Optimal estimation of three parameters Weibull distribution based on genetic algorithm with constrains [J]. Tactical Missile Technology, 2006, (6): 32—35, 44.
- [4] 董 胜, 韩 意, 陶山山, 等. Weibull分布参数的粒子群算法估计[J]. 中国海洋大学学报, 2012, 42(6): 120—125.
- [4] Dong Sheng, Han Yi, Tao Shanshan, et al. Parameters estimation for Weibull distribution with particle swarm optimization [J]. Periodical of Ocean University of China, 2012, 42(6): 120—125.
- [5] 于赞梅, 刘观起, 刘 森. 基于双适应度微粒群优化算法的最优潮流计算[J]. 电气应用, 2007, 26(4): 25—29.
- [5] Yu Zanmei, Liu Guanqi, Liu Sen. Optimal power system calculation based on particle swarm optimization of double fitness [J]. Electrotechnical Application, 2007, 26(4): 25—29.
- [6] 罗 航, 王厚军, 黄建国, 等. 基于PSO的三参数威布尔分布参数的联合估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(8): 1604—1611.
- [6] Luo Hang, Wang Houjun, Huang Jianguo, et al. Method of united estimation to the parameters of three-parameter Weibull distribution based on PSO [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(8): 1604—1611.
- [7] 贺德馨. 风工程与工业空气动力学[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006, 23—24.
- [7] He Dexin. Wind engineering and industrial aerodynamics [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006, 23—24.
- [8] 徐卫民, 孔新红, 桂保玉. 三种风速威布尔分布参数算法的比较[A]. 第26届中国气象学会年会气候资源应用研究分会场论文集[C], 杭州, 2009.
- [8] Xu Weimin, Kong Xinhong, Gui Baoyu. The comparison of three methods to calculate the Weibull parameters of wind speed [A]. Proceedings of the 26th Chinese Meteorology Conference [C], Hangzhou, 2009.
- [9] 包小庆, 刘志强, 吴永忠, 等. 双参数威布尔分布函数的确定及曲线拟合[J]. 能源与环境, 2007, (4): 4—9.
- [9] Bao Xiaoqing, Liu Zhiqiang, Wu Yongzhong, et al. The determination of double parameters Weibull distribution function and curve fitting [J]. Energy and Environment, 2007, (4): 4—9.
- [10] 龚伟俊, 李为相, 张广明. 基于威布尔分布的风速概率分布参数估计方法[J]. 可再生能源, 2011, 29(6): 20—23.
- [10] Gong Weijun, Li Weixiang, Zhang Guangming. The estimation algorithm on the probabilistic distribution

- parameters of wind speed based on Weibull distribution [J]. *Renewable Energy Resources*, 2011, 29(6): 20—23.
- [11] 纪 震, 廖慧连, 吴青华. 粒子群算法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009, 16—21.
- [11] Ji Zhen, Liao Huilian, Wu Qinghua. Particle swarm optimization algorithm and application [M]. Beijing: Science Press, 2009, 16—21.
- [12] 李 宁, 孙德宝, 邹 彤, 等. 基于差分方程的 PSO 算法粒子运动轨迹分析[J]. *计算机学报*, 2006, 29(11): 2052—2061.
- [12] Li Ning, Sun Debao, Zou Tong, et al. An analysis for a particle's trajectory of PSO based on difference equation [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2006, 29(11): 2052—2061.
- [13] 姜海燕. 数值法与群智能算法在低风速分布模型优化中的对比研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2015.
- [13] Jiang Haiyan. Comparative study of numerical methods and swarm intelligence algorithms on optimizing low wind speed distribution models [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2015.

WIND WEIBULL DISTRIBUTION PARAMETER ESTIMATION BASED ON THREE FITNESS PSO ALGORITHM

Guo Chushan, Guo Peng, Yang Xiyun

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: An accurate description of wind speed characteristics will directly affect the results of wind energy resource assessment of wind farms. On the basis of the traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm, a three fitness of the PSO algorithm is proposed to determine the wind speed Weibull distribution parameters, fitness function respectively defined by the relevance of the wind speed fitting, the average relative error of wind energy density and variance of these three indicators. This method has fast convergence rate, considering the advantages of the various indicators, to determine the actual wind frequency has the very good fitting effect curve of Weibull parameters, to achieve the effect of three fitness indicators are all optimal. Three fitness particle swarm optimization (PSO) algorithm is used to analyze the instance analysis and comparison with other algorithms, the results showet that the algorithm can be well estimated Weibull parameters, comprehensive performance advantage is obvious.

Keywords: Weibull distribution; parameter estimation; particle swarm algorithm; three fitness