文章编号: 1001 - 2060(2015) 02 - 0291 - 06

# 结合非高斯随机分布的粒子群优化算法在风力机叶片 优化设计中的应用

**孙芳锦 ,梁 爽** (辽宁工程技术大学 建筑工程学院 辽宁 阜新 123000)

摘 要:为克服传统粒子群优化算法易陷入局部解的缺点, 提出一种结合非高斯随机分布的粒子群优化算法,对风力机 叶片进行优化设计。在更新速度前对每一个粒子进行限制 检验,寻找全局最优解。对某 1.3 MW 风力机叶片进行优化 设计,优化结果与原始叶片、传统粒子群优化算法结果进行 比较。和原始叶片输出功率相比,采用结合非高斯随机分布 的粒子群算法,叶片的年输出功率增加了 5.3%,计算耗时 为传统粒子群优化算法的 65%。与传统粒子群优化算法相 比,结合非高斯随机分布的粒子群算法的计算残差随时间步 长的增加而迅速减小,说明计算效率提高,保证了全局最优 解。结合非高斯随机分布的粒子群优化算法是风力机叶片 优化设计的高效稳定方法。

关 键 词:风力机叶片;优化设计;粒子群优化算法;非高 斯随机分布

中图分类号: TK83 文献标识码: A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2015.02.030

引 言

风力机是将风能转化为机械能的一种动力机 械,叶片是风力机中最重要的部件之一,叶片的气动 外形决定了风能的转换效率,因而风轮叶片气动外 形的优化设计技术在风力机设计制造中占有至关重 要的地位。风力机的叶片优化设计涉及复杂的气动 性能计算及搜索寻优过程,其中优化算法是直接决 定叶片设计优劣的重要指标之一<sup>[1-2]</sup>。

对于叶片优化设计的优化算法研究,目前国内 外较常用的包括遗传算法(GA)和粒子群优化算法 (简称 PSO)两类。而粒子群优化算法是近年来发 展起来的一种新型高效的群体智能优化算法<sup>[3]</sup>,因 其没有变异环节,靠个体经验和群体经验搜索最优 目标,算法容易实现等优点,近年来得到广泛发展。 粒子群优化算法也被应用于不同风力机叶片的优化 设计中<sup>[4-6]</sup>。但粒子群优化算法最大的缺点在于迭 代过程中由于对所有解都进行最优化搜索,这样会 导致早熟收敛现象,不能很好的进行全局搜索,而陷 入局部解收敛情况<sup>[7]</sup>。

为克服传统粒子群优化算法的上述缺点,本研 究将非高斯随机分布与粒子群算法相结合,对风力 机叶片进行优化设计。以动量一叶素理论为基础, 利用结合非高斯随机分布的粒子群算法开发了优化 设计程序,以风力机最大年发电量为目标,对某1.3 MW 风力机叶片进行优化设计,并将结合非高斯随 机分布的粒子群优化算法的结果与原始风力机叶片 以及传统粒子群算法的优化结果进行了比较。

# 1 结合非高斯随机分布的粒子群优化算法

传统粒子群优化算法中,每个粒子用速度、位置 和适应度值三项指标表示其特征,通过不断更新个 体极值和全局极值在搜索空间搜寻粒子的位置来找 到全局最优解。其主要迭代计算公式为:

 $V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^{k} + c_1 r_1 (P_{id}^{k} - X_{id}^{k}) + c_2 r_2 (P_{gd}^{k} - X_{gd}^{k})$ (1)

$$X_{\rm id}^{k+1} = X_{\rm id}^{k} + V_{\rm k+lid}$$
(2)

式中:  $\omega$ 一惯性权重;  $d = 1 \ 2 \ \dots D$ ;  $I = 1 \ 2 \ \dots n$ ; k— 当前迭代次数;  $V_{id}$ —粒子的速度;  $c_1 \ c_2$ —加速度因 子 非负的常数;  $r_1 \ r_2$ —分布在 [0,1]之间的随机 数 ,为防止粒子盲目搜索 ,一般将其位置和速度限定 在搜索范围的最大值和最小值 [ $-X_{max}$ ,  $-X_{min}$ ] 之间。

收稿日期: 2014 - 07 - 18; 修订日期: 2014 - 08 - 18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51108345);辽宁省教育厅基金资助项目(L2013134);同济大学土木工程防灾国家重点实验室开放基 金资助项目(SLDRCE – MB – 04)

作者简介: 孙芳锦(1981 -) ,女 辽宁沈阳人, 辽宁工程技术大学副教授, 工学博士.

传统粒子群优化算法虽然是全局优化搜索算法,但它在迭代过程中由于对所有解都进行最优化 搜索,这样会导致早熟收敛现象,不能很好的进行全 局搜索,陷入局部解收敛情况<sup>[7]</sup>。为了克服传统粒 子群优化算法的这一缺点,本研究结合风力机转轮 叶片优化设计的相应内容,对粒子群算法进行相适 应性的改进:将非高斯随机分布与 PSO 相结合,引 入非高斯随机分布可以提高搜索效率,这里的非高 斯随机分布采用 Levy 分布,因为 Levy 分布可以实 现粒子在搜索空间内的多步跳,达到提高搜索效率 的目的。Levy 非高斯随机分布的详细介绍可以参 考文献[8]。

结合非高斯随机分布的粒子群优化算法中,每 个粒子的新状态为:

$$X^{t+1} = X^{t} + \gamma \otimes \text{Levy}(\omega)$$
(3)

式中:  $\gamma$ —步长,与所求解问题的规模有关,这里取 所有粒子直径在区间(0,2]间的任意数,即:  $\gamma$  = Ran (*D*); *D*—粒子的直径; Levy( $\omega$ )—Levy 分布。

那么生成的 n 个样本如公式(4) 所示<sup>[8-9]</sup>,

$$n = \operatorname{Ran}(D) \otimes \operatorname{Levy}(\omega) \sim$$

$$0.01 \frac{\varepsilon}{\mid \eta \mid^{1/\lambda} (x_j^{'} - gbest^{'})}$$
(4)

其中  $\varepsilon$  和  $\eta$  是由正态分布推导出 即  $\rho \sim N(0, \sigma_{\rho}^{2})$   $\eta \sim N(0, \sigma_{\eta}^{2})$  。

$$\sigma_{\rho} = \left\{ \frac{\Gamma(1+\omega)\sin\left(\frac{\pi\omega}{2}\right)}{\Gamma\left[\left(\frac{1+\omega}{2}\right)\right]\omega^{(\lambda-1)/2}} \right\}^{1/\lambda} \sigma_{\eta} = 1 \quad (5)$$

其中 Γ 是标准 Gamma 函数。此时再利用式 (4)得到的 n 值更新粒子的位置,并估计粒子新位 置的适应度值。如果计算得到的粒子新适应值优于 原始个体极值(简称 pbest),那么此时更新个体极 值,并将试验限值定为零;否则将试验限值增加1继 续估计粒子新位置的适应度值,重复上述步骤,直至 得到的新适应值优于原始个体极值为止。

# 2 优化目标及约束条件

## 2.1 目标函数

为使用结合非高斯随机分布的粒子群优化算法 寻找全局最优解,这里将风力机的年平均发电量作 为优化设计的目标函数。这里取 Weibull 分布密度 函数来拟合风况,通过对不同风速下的风力机风能 利用系数 C<sub>p</sub>的求解,利用积分求出年发电量的平均 功率 进而求得风力机的年平均发电量。

其计算公式为:

$$P = F(b \ \phi) = \int_{V_1}^{V_2} \frac{1}{2} \rho v^2 \pi R^2 C_p(v) \ W(v) \ dv$$
(6)

式中: *P*—年平均功率; *V*<sub>1</sub>—切入风速; *V*<sub>2</sub>—切出风速; *v*—无穷远来流风速值; *W*(*v*)—Weibull 分布密度函数。

2.2 优化设计变量和约束条件

在风力机叶片的气动外形优化设计中,主要的 优化对象是截面的翼型、弦长 b 和扭角 φ。本研究 将对选定后的翼型系列采取不以恒定攻角设计处 理<sup>[10]</sup>。对于同种翼型,将在某雷诺数下一定攻角 α 范围内,将升阻系数用显含攻角的形式表达为:

$$C_{\rm L} = X_1(\alpha) \tag{7}$$

$$C_{\rm D} = X_2(\alpha) \tag{8}$$

式中:  $X_1(\alpha) \setminus X_2(\alpha)$  一关于攻角  $\alpha$  的 Newton 插值多 项式。

攻角的关系式为:

$$K(\alpha, V_{\infty} \ \omega \ R \ b \ \phi) = 0 \tag{9}$$

那么不显含攻角的功率系数表达式为:

$$X_{\rm p} = X_{\rm p} (V_{\infty} \ \boldsymbol{\omega} R \ \boldsymbol{\beta} \ \boldsymbol{\phi}) \tag{10}$$

式中:  $V_{\infty}$  一来流速度;  $\omega$  是风轮转速; R — 风轮半径, 均为已知量。这样就可以确定优化设计变量为叶片 弦长 b 和扭角  $\alpha_{\circ}$ 

对弦长 b 和扭角 φ 按贝塞尔曲线进行分布 ,约 束条件为:

$$\begin{cases} b_{\min} \leq b_{r} \leq b_{\max} \\ b_{\min} \leq b_{t} \leq b_{\max} \\ r_{\min} \leq r_{1c} \leq r_{2c} \leq r_{\max} \\ \phi_{\min} \leq \phi_{r} \leq \phi_{\max} \\ \phi_{\min} \leq \phi_{t} \leq \phi_{\max} \\ \phi_{\min} \leq \phi_{1c} \leq \phi_{2c} \leq \phi_{\max} \end{cases}$$
(11)

式中:  $b_r \cdot \phi_r$ 一叶根处的弦长和扭角;  $b_t \cdot \phi_t$ 一叶尖处的弦长和扭角;  $r_{min} \cdot r_{max} \cdot \phi_{1c} \cdot \phi_{2c}$ 一Bezier 的控制点坐标。

这里采用动量叶素(Blade element momentum, BEM)理论建立风力机空气动力学模型。在建立空 气动力学模型过程中就需要考虑叶尖损失的影响。 受篇幅所限 具体公式可参考文献 [11]。

2.3 优化设计程序和流程

结合非高斯分布的粒子群优化算法,叶片气动 优化程序基本流程如图1所示。



图 1 优化设计流程图 Fig. 1 Optimized design flow chart

结合非高斯随机分布的粒子群优化算法进行寻 优搜索,与传统粒子群优化算法不同,结合非高斯随 机分布的粒子群优化算法在进行速度更新之前,对 每一个粒子进行限制检验。如果当前粒子没有超出 限值,则对速度正常更新,同时其位置也予更新。如 果粒子速度超过了限值,那么对超过搜索空间边界 的位置进行设置,使其值等于边界值。因此本研究 提出的结合非高斯随机分布的粒子群优化算法的叶 片气动优化程序的关键步骤有: (1)对每一个粒子设定一个适应度(限)值,超 过该限值的粒子群则采用非高斯随机分布在搜索空 间中进行重新分布。在结合非高斯随机分布的粒子 群优化算法中,起初粒子群在搜索空间中是任意分 布的,需要计算这些粒子群的适应度值,并利用这些 适应度值计算粒子群的个体极值(pbest),即当前单 个粒子找到的最优解和全局极值(gbest),也就是整 个种群目前找到的最优解。

(2)对新确定的粒子计算其适应度值,如果计算得到的粒子新适应度值比原始 pbest 优,那么它们就作为 pbest 并作为限值;如果新适应度值与原始 pbest 相比并没有改进,那么粒子的限值就在原有值基础上增加1。同样,如果计算得到的新适应度值比 gbest 小,那么它就作为粒子的 gbest 值。执行同样的步骤直至迭代结束。

(3)限值的选定对于计算结果和计算效率有着 重要影响,因此在选取限值时应该兼顾计算结果的 优化和计算耗时,权衡后选用较合理的限值进行 计算。

# 3 算例分析

应用结合非高斯随机分布的粒子群优化算法, 进行风机叶片的优化设计。风轮参数如表1所示, 风轮翼型采用 NACA6412 ,把叶片分成5个截面,每 个截面都按0.2*R*(*R* 为风轮半径)距离截取,计算 出每个截面的弦长和扭角数值,并与原有叶片进行 了对比。

表1 设计参数值

Tab. 1 Design parameter values

参数	数值	参数	数值
风轮直径/m	60	尖速比 λ	6
风轮锥角/( °)	0	额定功率/MW	1.3
额定转速/r・min <sup>-1</sup>	19	参考高度/m	60
额定风速/m・s⁻¹	15	轮毂标高/m	50
切入风速/m・s <sup>-1</sup>	4	切出风速/m・s <sup>-1</sup>	25

优化模型基本参数选择为:种群规模 40,学习 因子 C1 = C2 = 2,惯性权重如:

$$w = \left(\frac{N_{\text{max\_iter}} - N_{\text{iter}}}{N_{\text{max\_iter}}}\right)$$

式中: N<sub>max\_iter</sub>一最大迭代数; N<sub>iter</sub>一目前的迭代数。 Weibull 形状参数为 1.85,所有粒子在初始范围内 进行初始化处理。

结合非高斯分布的粒子群优化算法中,限值 *M* 的选定对于优化设计结果有重要影响,因此这里对 比了不同限值情况下叶片弦长的优化设计结果,并 与原有叶片结果、传统粒子群优化算法结果进行了 对比,如图 2 所示。





由图 2 可以看到,结合非高斯分布的粒子群优 化算法和传统粒子群优化算法优化设计后的叶片弦 长都小于原始的风力机叶片的弦长,但采用结合非 高斯分布的粒子群优化算法的叶片弦长要小于传统 粒子群优化算法,说明与比传统粒子群优化算法相 比,结合非高斯分布的粒子群优化算法优化后的叶 片具有更好的气动特性,特别是叶片弦长的减小对 于叶片质量的聚集区—叶片根部来讲,很好地实现 了风轮输出功率和成本的控制,证明了结合非高斯 分布的粒子群优化算的先进性。

结合非高斯分布的粒子群优化算法中,对于限 值 M 来说,可以看出随着限值的增大优化效果越 好,这是由于非高斯随机 Levy 分布可以实现粒子在 搜索空间内的多步跳,其搜索范围的扩大使得结果 越精确。但与此同时计算时间也在增大,M = 15 时 的计算时间是 M = 10 时计算时间的 1.2 倍,M = 10时的计算时间是 M = 5 时计算时间的 0.7 倍。综合 考虑,这里选定限值 M = 10 是比较合理的,可以达 到提高优化结果和计算成本间的平衡。因此在下面 的优化计算中 都按照限值 M = 10 进行计算。

图 3 给出了分别采用结合非高斯分布的粒子群 优化算法、传统粒子群优化算法优化后,叶片扭角与 原叶片的对比。可以看到,结合非高斯分布的粒子 群优化算法、传统粒子群优化算法优化后的叶片扭 角与原有风力机的扭角相比变化不大,这是由于尽 管扭角的减小可以增加风轮的输出功率,但同时会 增加轴向推力,从而缩短叶片寿命、增加成本,所以 采用不同优化算法优化后叶片的扭角的变化并 不大。



#### 图 3 叶片扭角对比



图 4 给出了分别采用结合非高斯分布的粒子群 优化算法、传统粒子群优化算法优化后,风力机叶片 输出功率和原有叶片输出功率进行了对比。可以看 出,采用结合非高斯分布的粒子群优化算法优化后, 在不同风速下,风力机叶片的输出功率均较原有风 力机叶片和传统粒子群优化算法优化后的叶片输出 功率有所增加,说明结合非高斯分布的粒子群优化 算法较传统粒子群优化算法能更好的进行风力机叶 片的优化设计,且结合非高斯分布的粒子群优化算 法优化后,叶片的输出功率一直控制在额定功率 1.3 MW内,说明结合非高斯分布的粒子群优化算法 优化后的风力机具有良好的失速控制特性。

进一步对比发现,采用传统粒子群优化算法优 化后和原有叶片的输出功率相比,风轮在额定风速 15 m/s时的输出功率增加了2.1%,年输出功率增 加了5.3%;而采用结合非高斯分布的粒子群优化 算法优化后和原有叶片的输出功率相比,在额定风 速 15 m/s 时,风力机叶片的输出功率增加了3.4%, 年输出功率增加了7.6%。因此从计算效率看,结 合非高斯分布的粒子群优化算法的计算耗时约为传 统粒子群优化算法耗时的65%,结合非高斯分布的 粒子群优化算法的计算效率大大提高,这是由于非 高斯 Levy 分布实现了粒子在搜索空间内的多步跳, 提高了搜索效率,从而节约了计算耗时。因此可以 看出,结合非高斯分布的粒子群优化算法与传统粒 子群优化算法相比,在进行风力机叶片的优化设计 时,是一种更优、更高效的方法。





为了说明结合非高斯分布的粒子群优化算法的 计算效率,这里与采用传统粒子群优化算法进行优 化设计的计算收敛情况进行了对比,表2给出了不 同方法计算的残差。

表2 不同方法计算残差对比

Tab. 2 Comparison of residuals calculated by using different methods

硓 ≠	时间步长				
戏差	10	30	40	70	90
传统 PSO	10 <sup>1</sup>	10 -0	10 - 1	10 - 1	10 - 1
结合非高斯分布的 PSO	10 -1	10 - 3	10 - 5	10 - 6	10 -7

从表2中可以看出 随着时间步长的增加 ,传统 粒子群优化算法的计算残差变化并不明显 ,且当时 间步长到达某一值时 ,计算残差不再变化 ,说明传统 PSO 方法的收敛性差、陷入了局部收敛的情况; 而结 合非高斯随机分布的粒子群优化算法则随着时间步 长的增加,计算残差迅速减小,且减小幅度较大,说 明结合非高斯随机分布的粒子群优化算法很好的克 服了传统 PSO 方法收敛性差、易陷入局部解收敛的 缺点,具有收敛性好的特点,原因是结合非高斯随机 分布的粒子群优化算法中粒子的 pbest 值是任意选 择的,而不像传统粒子群优化算法那样,需要从粒子 的 pbest 和 gbest 值中通过学习得到,因此结合非高 斯随机分布的粒子群优化算法保证了种群的多样 性,避免了解陷入局部最小值的情况发生。

为说明结合非高斯随机分布的粒子群优化算法 的计算稳定性,这里在不同时间步长时,分别对传统 粒子群优化算法和结合非高斯随机分布的粒子群优 化算法的误差进行了统计分析,得到了不同优化算 法的计算误差的平均值和均方差。这里计算的最优 值均取为零,且当结果小于10<sup>-6</sup>时认为计算结果收 敛,统计结果如表3所示。

#### 表 3 不同方法误差统计结果分析

Tab. 3 Analysis of the statistic results of errors calculated by using different methods

	 0			
				-

时间	传统 PSO		结合非高斯分布的 PSO		
步长	均值	均方差	均值	均方差	
20	8.67e – 1	2.5e-1	4.35e-3	3.43e-3	
40	6.45e – 1	3.23e - 1	5.34e - 5	3.76e-5	
50	6.11e – 1	8.23e – 2	1.23e – 5	6.45e-6	
60	3.25e – 1	5.23e – 2	5.45e-6	9.45e-7	
70	2.23e – 1	6.34e – 2	4.76e – 7	1.23e-7	

分析表 3 可以看出,采用不同的时间步时,结合 非高斯随机分布的粒子群优化算法得到的误差的均 值和均方差均小于传统粒子群优化算法,说明结合 非高斯随机分布的粒子群优化算法的优化结果优于 传统粒子群优化算法,可以获得更稳定的结果。这 是由于结合非高斯随机分布的粒子群优化算法在进 行速度更新之前,对每一个粒子进行限制检验,避免 了在低效空间内进行搜索,从而大大提高了计算效 率和收敛性。

## 4 结 论

(1)提出了结合非高斯随机分布的粒子群优化 算法。对某1.3 MW 风力机叶片进行了优化计算和 分析。计算结果表明,与传统粒子群优化算法相比, 结合非高斯随机分布的粒子群优化算法由于扩大了 粒子的搜索范围,优化结果随着搜索限值的增大而 提高,使得优化结果更加精确。

(2)结合非高斯分布的粒子群优化算法进一步 提高了风力机叶片的输出功率:结合非高斯随机分 布的粒子群优化算法优化叶片后,在额定风速 15 m/s时,风力机叶片的输出功率增加了 3.4%,年输 出功率增加了 7.6%,而传统粒子群优化算法的相 应结果分别增加了 2.1%和 5.3%,且结合非高斯随 机分布的粒子群优化算法的计算耗时约为传统粒子 群优化算法耗时的 65%,这是由于结合非高斯随机 分布的粒子群优化算法中的非高斯 Levy 分布实现 了粒子在搜索空间内的多步跳,提高了搜索效率,从 而节约了计算耗时。

(3)在计算效率和计算稳定性方面,与传统粒 子群优化算法相比,随着时间步的增加,结合非高斯 随机分布的粒子群优化算法的计算残差迅速减小, 说明结合非高斯随机分布的粒子群优化算法克服了 传统粒子群优化算法的收敛性差、易陷入局部解收 敛的缺点;且结合非高斯随机分布的粒子群优化算 法可以获得更稳定的结果。

## 参考文献:

[1] 包 耳 邵晓荣,刘德庸.风力机叶片设计的新方法[J].机械
 设计 2005 22(2):24-26.
 BAO Er SHAO Xiao-rong, LIU De-yong. New method for designing

wind turbine blades [J], Journal of Mechanical Design ,2005,22 (2):24 – 26.

[2] 申振华,于国亮. 翼型弯度对风力机性能的影响[J]. 动力工 程 2007 27(1):136-139.

SHEN Zhen-hua ,YU Guo-liang. Influence of the bending degree of the airfoil on the performance of a wind turbine [J]. Journal of Power Engineering 2007 27(1):136-139.

[3] N. Nouaouria , M. Boukadoum , Particle swarm classification for high dimen-sional data sets , in: Proceedings of 22th International IEEE Conference on Tools with Artificial Intelligence [C], 1 (27 - 29):  $87\,-\,93$  , October 2010 , Arras , France ,

[4] 彭茂林 杨自春,曹跃云等.基于贝赛尔曲线和粒子群算法的 涡轮叶片型线参数化建模[J].中国电机工程学报,2012,32 (32):101-108.

PENG Mao-lin ,YANG Zi-chun ,CAO Yue-yun ,et al ,Parameterization modelling of turbine blades based on Bezier curves and particle swarm algorithm [J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering 2012 32(32):101 – 108.

[5] 刘 雄 陈 严,叶枝全,水平轴风力机风轮叶片优化设计模型研究[J]. 汕头大学学报(自然科学版),2006,21(1):44-49.
 LIU Xiong, CHEN Yan, YE Zhi-quan. Research of a model for op-

timized design of wind wheel blades of a horizontal shaft wind turbine [J]. Journal of Shantou University (Natural Science Edition) 2006 21(1):44-49.

- [6] C. C. Liao ,X. L. Zhao ,J. Z. Xu ,Blade layers optimization of wind turbines using FAST and improved PSO Algorithm [J],Renewable Energy 2012 42: 227 – 233.
- [7] 王维刚,刘占生,倪红梅.求解混合变量约束优化问题的改进 粒子群算法[J].系统仿真学报 2012(6):1175-1179 WANG Wei-gang, LIU Zhan-sheng, NI Hong-mei. Improved particle swarm algorithm for seeking solutions to the mixed variable and constraint optimization problems [J]. Journal of System Simulation, 2012(6):1175-1179.
- [8] Mehrdad Ghaemi ,Zahra Zabihinpour ,Yazdan Asgari ,Computer simulation study of the Levy flight process [J],Physica A 2009 , 388: 1509 – 1514.
- [9] J. Rada-Vilela ,M. Zhang ,W. Seah ,A performance study on synchronicity and neighborhood size in particle swarm optimization [J]. Soft Comput 2013 ,17(6): 1019 – 1030.
- [10] 刘占芳,周振凯,邓智春. 20 kW 定桨距风力机叶片优化设计
  [J].农业机械学报 2011(5):121-124.
  LIU Zhan-fang ZHOU Zhen-kai, DENG Zhi-chun. Optimized design of the blades in a 20 kW constant-pitch wind turbine [J].
  Journal of Agricultural Machinery 2011(5):121-124.
- [11] 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.

HE De-xin. Wind engineering and industrial aerodynamics [M]. Beijing: National Defense Industry Press 2006.

(单丽华 编辑)

the second generation serving as the prototype a calculation was performed of the transient forces produced by the water hammer in the system. It has been found that when the containment dome sprinkling system is used to conduct a direct sprinkling the transient forces produced by the water hammer in the pipelines are far less than the self-weight of the sprinkling vertical tubes and annular tubes when they are filled with water. The displacement of the pipelines arisen from the water hammer-resulted transient forces is very small thus the force resulted from such a displacement is within the range bearable by the supporters and hangers on the pipelines. **Key Words**: nuclear power plant (NPP) sprinkling inside a containment dome water hammer

结合非高斯随机分布的粒子群优化算法在风力机叶片优化设计中的应用 = Applications of the Particle Swarm Optimization Algorithm in Combination with Non-Gaussian Stochastic Distribution in the Optimized Design of Wind Turbine Blades [刊 汉]SUN Fang-jin ,LIANG Shuang (College of Architectural Engineering ,Li– aoning Engineering Technology University ,Fuxin ,China ,Post Code: 123000) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. – 2015 ,30(2). – 291 – 296

To overcome the shortcoming of the traditional particle swarm optimization algorithm *i*. e. easy to be trapped in the solutions for local areas proposed was a particle swarm optimization algorithm in combination with non-Gaussian stochastic distribution to conduct an optimized design of wind turbine blades. Before the particle velocity had been updated a limitation check was performed of each particle to seek an optimum solution in a comprehensive way. An optimized design was performed of the blades of a 1.3 MW wind turbine and the optimization results were compared with those of the original blades obtained by using the traditional particle swarm optimization algorithm. Compared with the output power of the original blades the annual output power of the blades optimized by using the particle swarm optimization algorithm in combination with non-Gaussian stochastic distribution had increased by 5.3% and the time consumed by the calculation was 65% of the time consumed by using traditional particle swarm optimization algorithm. Compared with the traditional particle swarm optimization algorithm, the calculation residue of the particle swarm optimization algorithm in combination with the non-Gaussian stochastic distribution decreased rapidly with an increase of the time step indicating that the calculation efficiency has been enhanced thus guaranteeing the optimum solution in a comprehensive way. The particle swarm optimization algorithm in combination with the non-Gaussian stochastic distribution offers an even higher and more stable method for design of wind turbine blades. Key Words: wind turbine blade optimized design particle swarm optimization algorithm non-Gaussian stochastic distribution