2013年3月	
第20卷第2期	1

文章编号:1671-7848(2013)02-0262-05

改进粒子群算法及其在风电系统中的应用

包广清,毛开富

(兰州理工大学 电气工程与自动化学院 甘肃 兰州 730050)



要:提出一种基于正交试验的改进粒子群优化算法,以改善传统算法的寻优效率和 摘 参数设置。基于随机过程理论,把粒子群算法原有的时变系统转换成概率意义下的线性定常 系统进行分析,明确了粒子群算法的全局收敛性及其相关参数取值范围,在此基础上提出一 种惯性权重和学习因子非线性、非对称变化的改进粒子群算法,使算法在全局收敛的同时具 有较高的优化精度,并引入正交设计的多因素多水平试验,确定该算法参数的最优取值。通过 在甘肃酒泉某变速恒频风电机组的最大风能跟踪控制系统应用,有效确定了最优叶尖速比和 风机转轴速度,实现了最大年平均风含能量的优化目标,使风电机组的运行效率得到提高,验 证了改进粒子群算法的正确性及其工程实用价值。

关 键 词: 粒子群算法; 收敛; 正交试验; 变速恒频风电系统; 最大风能跟踪控制 中图分类号: TP 273 文献标识码: A

An Improved PSO Algorithm and its Utilization in Wind Power Generation System

BAO Guang-ging , MAO Kai-Fu

(School of Electrical Engineering & Automation , Lanzhou University of Technology , Lanzhou 730050)

Abstract: The parameter settings of particle swarm optimization (PSO) often rely on experience or testing , which results in many times iteration and low optimzation efficiency. This paper presents the PSO convergence analysis based on the theory of stochastic processes. By regarding each particle's position on each evolutionary step as a stochastic vector, the convergence-related parameter adjustment range is derived. In addition , an improved PSO(IPSO) with non-linear and asymmetric time-varying parameters is proposed. An orthogonal experiment design method is used to determine the inertia weight and learning factors of the IPSO, in which a minimal number of experiments would have an effect that approximates the full factorial experiments. The optimization reslts of two benchmark functions show the feasibility of IPSO and its superiority over several previous PSO algorithms. When applied in the maximum power point tracking (MPPT) of variable speed constant frequency wind energy conversion sytem , the optimal tip speed ratio and the generator speed are tailored such that the maximum annual average wind energy and power coefficient are available , which verify the correctness of the IPSO and its practical value.

Key words: particle swarm optimization; convergence; orthogonal experiment; wind energy conversion system; maximum power point tracking

引 1 言

粒子群(Particle Swarm Optimization-PSO) 算法 是近年来智能计算领域的一个研究热点,其基本思 想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找 最优解,其优势在于没有过多的参数调节和选择、 杂交、变异等复杂计算,不要求梯度等高价值信息 就能得到全局最优解,尤其适用于处理传统搜索方 法难以解决的复杂、非线性问题,目前已经在神经 网络训练、模糊控制、故障诊断、电力系统优化和 机械加工等领域获得广泛应用^[1-5]。

与其他随机类优化算法相比, PSO 在搜索初期 的收敛速度快,但在后期却易于陷入局部最优,特 别是定最优叶尖速比和发电机转速,从而实现年平 均风含能量(Annual Energy Output -AEO) 最大的优 化目标。

粒子群算法的随机收敛性分析 2

已有大量文献对 PSO 算法的动力学收敛特性 进行研究,主要成果基于线性系统理论,或简化为 线性时变系统,然后再转换成线性定常系统加以分 析^[6],虽然可以利用成熟的稳定判据,但是显然削

收稿日期: 2011-09-10; 收修定稿日期: 2011-11-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(50877034); 国家人力资源与社会保障部"留学人员科技活动优秀项目"(2009) 作者简介: 包广清(1972-), 女, 甘肃兰州人, 教授,博士,主要从事电能转换与控制, 可再生能源发电技术领域等方面的教学与科研工作。

弱了结论的有效性。PSO 每个粒子的位置由惯性权 重 w 和学习因子 c_1 、 c_2 决定,具有显著的随机特 征,因此本文根据随机过程理论,将 PSO 算法原 有的时变系统转换成概率意义下的线性定常系统加 以分析,通过分析迭代过程中粒子位置序列{ X_k } 的数学期望和方差给出均方收敛的参数{ $w c_1 c_2$ } 条件。

PSO 算法的动力学行为可以描述为(1) 和(2), 式中 $r_{1,k}r_{2,k}$ 均是 [0,1]区间正态分布的随机数, P_i 和 P_s 分别是个体最优和全局最优。

$$V_{k+1} = wV_k + c_1 r_{r_k} (P_i - X_k) + c_2 r_{2_k} (P_g - X_k) (1)$$

$$X_{k+1} = X_k + V_{k+1}$$
(2)
由式(2) 得到:

$$X_k = X_{k-1} + V_k$$
(3)

$$R_{k} = A_{k-1} + V_{k}$$

根据(1)、(2)和(3)得到粒子的位置更新:
 $X_{k+1} = (1 + w - (c_{1}r_{1,k} + c_{2}r_{2,k}))X_{k} - wX_{k-1} +$

 $c_1 r_1 {}_{k} P_i + c_2 r_2 {}_{k} P_g \tag{4}$

PSO 迭代过程中粒子位置序列{ X_k } 的更新是一 个随机过程, X_k 是随机变量,定义 X_k 的数学期望 和方差分别是 EX_k 和 DX_k 。

如果设:

$$\begin{aligned} v(c_1 + c_2) / 2 \ \mu &= (c_1 P_i + c_2 P_g) / (c_1 + c_2) \\ \psi &= 1 + w - v \ H_k = c_1 r_{1,k} + c_2 r_{2,k} - v \\ Q_k &= ((c_1 c_2) / (c_1 + c_2)) (r_{2,k} - r_{1,k}) (P_g - P_i) \\ Y_k &= X_k - \mu \\ 则(4) 可写成: \end{aligned}$$

$$Y_{k+1} = (\psi - R_k) Y_k - w Y_{k-1} + Q_k$$
(5)

显然 Y_k 也是随机变量,且 $DY_k = DX_k$, $EY_k = EX_k - \mu$ 。因 $r_{1_k}r_{2_k}$ 是相互独立的随机数,显然有式 (6) (9) 成立:

$$EH_k = EQ_k = 0 \tag{6}$$

$$DH_{k} = EH_{k}^{2} = 1/12(c_{1}^{2} + c_{2}^{2})$$
(7)

$$DQ_{k} = EQ_{k}^{2} = 1/6(c_{1}c_{2}/(c_{1}+c_{2}))^{2}(P_{g}-P_{i})^{2} (8)$$

$$E(H_{k}Q_{k}) = (c_{1}c_{2}(c_{2}-c_{1})/12(c_{1}+c_{2}))^{2}(P_{g}-P_{i})^{2} (9)$$

设 $DH_k = H$, $DQ_k = Q$, $E(H_kQ_k) = M$, 考虑到 Y_k 和 Y_{k-1} 均与 H_k , Q_k 无关, 可以求出 EY_{k+1}^2 、 EY_{k+2}^2 和 $E(Y_{k+1}Y_k)$:

$$EY_{k+1}^{2} = (\psi^{2} + H) EY_{k}^{2} + w^{2}EY_{k-1}^{2} + Q - 2w\psi E(Y_{k}Y_{k-1}) - 2MEY_{k}$$
(10)

$$EY_{k+2}^{2} = (\psi^{2} + H) EY_{k+1}^{2} + w^{2}EY_{k}^{2} + Q -$$

$$2w\psi E(Y_{k+1}Y_{k}) - 2MEY_{k+1}$$
(11)

$$E(Y_{k+1}Y_k) = \psi EY_k^2 - wE(Y_kY_{k-1})$$
(12)
h(10) **n**(11) 得到:

$$EY_{k+2}^{2} + wEY_{k+1}^{2} = (\psi^{2} + H) (EY_{k+1}^{2} + wEY_{k}^{2}) + w^{2}(EY_{k}^{2} + wEY_{k-1}^{2}) + Q(1 + w)$$

将 $DY_k = EX_k^2 - (EY_k)^2$, $EY_{k+2} = \psi EX_{k+1} - w EY_k$ 和 $W EY_{k-1} = \psi EY_k - EY_{k+1}$ 代入式(13), 得到 DY_k 迭代 式:

$$DY_{k+2} = (\psi^{2} + H - w) DY_{k+1} - w(\psi^{2} - H - w) DY_{k} + w^{3}DY_{k-1} + H [(EY_{k+1})^{2} + w(EY_{k})^{2}] - 2M(EY_{k+1} + wEY_{k}) + Q(1 + w)$$
(14)

$$\blacksquare ш fa: DX_{k+2} = (\psi^{2} + H - w) DX_{k+1} - w(\psi^{2} - H - w) DX_{k} + w^{3}DY_{k+2} = (\psi^{2} + H - w) DX_{k+1} - w(\psi^{2} - H - w) DX_{k} + w^{3}DY_{k} + w^{3}DY_{k+1} - w(\psi^{2} - H - w) DX_{k} + w^{3}DY_{k+1} - w(\psi^{2} - H - w) DX_{k} + w^{3}DY_{k} + w^{3}DY_{k+1} - w(\psi^{2} - H - w) DX_{k} + w^{3}DY_{k} + w^{3}DY$$

 $DX_{k+2} = (\psi^{2} + H - w) DX_{k+1} - w(\psi^{2} - H - w) DX_{k} + w^{3}DX_{k-1} + H [(EY_{k+1} - \mu)^{2} + w(EX_{k} - \mu)^{2}] - 2M [EX_{k+1} - \mu + w(EX_{k} - \mu)] + Q(1 + w)$

则(15)的特征方程为
$$\lambda^{3} - (\psi^{2} + H - w)\lambda^{2} + w(\psi^{2} - H - w)\lambda - w^{3} = 0$$

(16)

$$\Leftrightarrow f(\lambda) = \lambda^3 - (\psi^2 + H - w) \lambda^2 + w(\psi^2 - H - w) \cdot$$

 $\lambda - w^3$, 设 $f(\lambda)$ 的特征根分别是 λ_1 , λ_2 和 λ_3 , 当 0 $\leq w < 1$ 且 $c_1 + c_2 > 0$ 时, max{ $|\lambda_1|, |\lambda_2|, |\lambda_3|$ } < 1 的充要条件是 f(1) > 0, 即{ DX_k } 收敛的充要条件 是 f(1) > 0, 这里:

$$f(1) = -(c_1 + c_2) w^2 + (\frac{1}{6}c_1^2 + \frac{1}{6}c_2^2 + \frac{1}{2}c_1c_2) w + c_1 + c_2 - \frac{1}{3}c_1^2 - \frac{1}{3}c_2^2 - \frac{1}{2}c_1c_2$$
(17)

$$\Rightarrow A = c_1 + c_2$$
, $B = -\left(\frac{1}{6}c_1^2 + \frac{1}{6}c_2^2 + \frac{1}{2}c_1c_2\right)$,

 $C = -\left(\frac{1}{3}c_1^2 + \frac{1}{3}c_2^2 + \frac{1}{2}c_1c_2 - c_1 - c_2\right) ,$ 并代入式 (17),则f(1) > 0等价于 $-f(1) = Aw^2 + Bw + C < 0$ 。因w是实数,则满足关系 $B^2 - 4AC \ge 0$,从而确 定 c_1 , c_2 与w的关系: $c_1 + c_2 < 4(1 + w)$ 。

在粒子搜索过程中保证个体极值{ $P_i(k)$ }收敛 到全局极值 P_g 的充要条件是{ DX_k }收敛,且0 < $f(1) < c_2^2(1+w) / 6$,这样在迭代过程中每个粒子位 置序列的数学期望 $EX_i(k)$ 收敛于:

 $\lim_{k \to \infty} EX_i(k) = (c_1 P_i + c_2 P_g) / (c_1 + c_2);$

方差 $DX_i(k)$ 收敛于: $\lim_{k \to \infty} DX_i(k) = 1/6(c_1c_2/(c_1 + c_2))^2(P_g - P_i)^2 \cdot (1 + w)/f(1) ,$

同时
$$(P_g - EX)^2 = (c_1/(c_1 + c_2))^2 (P_g - P_i)^2 < DX$$
。
特别的,当 $c_1 = c_2 = c$ 时,

 $0 < c_1 + c_2 < 4(1 + w) \Leftrightarrow 0 < c < 2(1 + w) f(1) > 0$ 等价于:

$$(5c - (25c^2 - 324c + 627)^{\frac{1}{2}})/21 < w < (5c + (25c^2 - 324c + 627)^{\frac{1}{2}})/21$$

 $2w\psi^2 EY_k^2 - 2M(EY_{k+1} + wEY_k)$ 根据以上分析 满足 PSO 收敛的参数{ $w c_1 c_2$ } (C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publis要化范围 如图 fi 前乐 eserved. http://www.cnki.net



图1 确保 PSO 收敛的参数区域



3 基于正交设计的改进粒子群算法

1) PSO 参数分析 PSO 每个粒子的速度和位置更新方式与w和 c_1 、 c_2 有关,其中w平衡全局和局部搜索,w较大时具有较强的全局搜索能力,反之具有较强的局部搜索能力。经典 PSO 算法多采用式(18)的线性递减权值策略,在迭代过程中w从 $w_{max} = 0.9$ 线性递减到 $w_{min} = 0.4$ 。

$$w(k) = w_{\min} + \left(\frac{k_{\text{final}} - k}{k_{\text{final}}}\right) (w_{\max} - w_{\min}) \quad (18)$$

式中k为当前迭代次数, k_{final} 表示最大迭代数。

学习因子 c₁ 和 c₂ 分别决定粒子个体经验信息 和其他粒子经验信息对寻优轨迹的影响,反映不同 粒子之间的信息交换。在算法搜索初期采用较大的 c₁ 值和较小的 c₂ 值,使粒子尽量发散到搜索空间 即强调"个体独立意识",保持粒子的多样性。在 搜索后期加强种群内其他粒子即"社会意识部分" 的影响,确保快速收敛。在经典 PSO 中 c₁ 和 c₂ 亦 采用线性对称的变化规律^[7]:

$$c_1(k) = c_{1\min} + \left(\frac{k_{\text{final}} - k}{k_{\text{final}}}\right) (c_{1\max} - c_{1\min})$$
 (19)

$$c_2(k) = c_{2\max} - \left(\frac{k_{\text{final}} - k}{k_{\text{final}}}\right) (c_{2\max} - c_{2\min})$$
 (20)

式中, c_{1max} 、 c_{2max} 和 c_{1min} 、 c_{2min} 分别为 c_1 、 c_2 的最大、最小值。

为了避免经典 PSO 在搜索后期易于陷入局部 最优,本文提出一种 PSO 改进算法(IPSO-Improved PSO)。在优化过程中 w_xc_1 和 c_2 采用式(21)-式 (23)的非对称、非线性变化规律,Benchmark 函数 数字仿真结果表明,该 IPSO 具有更高的优化精度。

$$w(k) = w_{\min} + \left(\frac{k_{\text{final}} - k}{k_{\text{final}}}\right)^{\alpha} (w_{\max} - w_{\min}) \quad (21)$$

$$c_{1}(k) = w_{1\min} + \left(\frac{k_{\text{final}} - k}{k_{\text{final}}}\right)^{\beta} (c_{1\max} - c_{1\min})$$
 (22)

$$c_{2}(k) = w_{2\max} - \left(\frac{k_{\text{final}} - k}{k_{\text{final}}}\right)^{\gamma} (c_{2\max} - c_{2\min})$$
 (23)

2) 正交设计方法 用粒子群算法优化问题, 首先要确定恰当的 w、c1 和 c2, 因此合理的参数设 置使算法具有较好的全局搜索能力和较快的收敛速 度;相反,则使算法收敛速度过快或过慢,并且容 易陷入局部最优解。由于缺乏理论指导,PSO 算法 参数一般根据经验或多次试凑来确定,造成工作量 大,并且很难得到最优参数组合。同时,这些参数 相互耦合,对算法的性能具有复杂的综合作用,从 而影响了算法的整体性能。上文探讨了基本 PSO 有关参数的设定原则,给出参数的有效取值范围。 随着粒子群优化的应用日趋广泛、深入,有必要提 出一种有效的理论指导,能够以较少的试验确定较 优的参数取值,这就是正交设计法^[8]。

正交试验方法是目前最常用的优化试验设计和 分析方法之一 其特点是通过对部分试验结果的分析 了解全面试验的情况。正交试验设计以概率论、数理 统计和实践经验为基础 通过标准化正交表安排试验 方案 是一种高效处理多因素优化问题的科学计算方 法 具有分散性和整齐可比性。本文对 IPSO 算法的 3 个主要参数的设定问题通过 3 因素 5 水平正交设计, 找出提高 IPSO 寻优能力的最佳参数组合。

3) 因素水平确定 根据随机收敛性分析结果,
 对 IPSO 的 α , β , γ 分别取值:

 $\alpha \in \{0.6, 0.8, 1.0, 1.2, 1.4\}, \beta, \gamma \in \{0.8, 1.0, 1.2, 1.4, 1.6\}, 对应的<math>w$ 和 $c_1 \ c_2$ 的变化规律, 如图 2 ~ 图 3 所示。



图 2 惯性因子调节规律

Fig. 2 Relationship between *w* and iteration *k*



图 3 学习因子调节规律

Fig. 3 Relationship between c_1 , c_2 and k

图中,当 $\alpha = \beta = \gamma = 1$ 时, w 和 $c_1 \ c_2$ 均呈线 性变化,且 $c_1 = c_2$ 是对称关系,与经典粒子群算 法相同。这里采用正交设计方法,选择表1所示6 因素5水平的正交表 $L_{25}(5^6)$,只需要 25 种组合方 式就可以获得较全面的分析结果。

4) 正交试验结果分析 以上是 IPSO 算法的定 shing House: All rights reserved. http://www.cnki.net 性分析,下面针对两种 Benchmark 函数即式(24) Griewank 函数和(25)式 Rastrigrin 函数的最小优化 问题进行验证。Griewank 是具有多个局部极小值的 单调函数, Rastrigrin 是更为复杂的多峰非线性函数。

$$f_1(x) = \frac{1}{4\ 000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{i^{\frac{1}{2}}}) + 1$$
$$-600 \le x_i \le 600$$
(24)

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10$$

-5 \le x_i \le 5 (25)

最优参数选择,对不同的优化对象,IPSO 的 α , β , γ 参数取值亦不相同,说明参数选择与具体的适 应度函数有一定依赖关系,即参数 α 、 β 和 γ 能够根 据优化目标的实际测度函数进行调节。相同试验条 件下将 IPSO 和两种典型的 PSO 进行对比,其中 IP-SO-RVW 算法中惯性因子 w 的更新准则,如图 4 和 图 5 所示。参数取值,见表 1 ~ 表 3。



图 4 Griewank 函数





图 5 Rastrigrin 函数

Fig. 5 The benchmark function of Rastrigrin

表1 词	式验因素与水平取值表(L_2 5(5°))
------	-------------------------	---

	fabl	e 1	Factors an	d	levels	of	orthogonal	test($L_{2}5($	(5°)))
--	------	-----	------------	---	--------	----	------------	-------	-----------	------	---	---

					0	· - ·	, ,
试验		因素		试验		因素	
编号	α	β	γ	编号	α	β	γ
1	1(0.6)	1(0.8)	1(0.8)	14	3	4	1
2	1	2(1.0)	2(1.0)	15	3	5	2
3	1	4(1.4)	4(1.4)	16	4(1.2)	1	4
5	1	5(1.6)	5(1.6)	17	4	2	5
6	2(0.8)	1	2	18	4	3	1
7	2	2	3	19	4	4	2
8	2	3	4	20	4	5	3
9	2	4	5	21	5(1.4)	1	5
10	2	5	1	22	5	3	2
11	3(1.0)	1	3	23	5	3	2
(12)1	99 <u>4</u> 3-20)2.0 2 Ch	ina ⁴ Aca	adefnic	John	al Elec	trohic Pi
13	3	3	5	25	5	5	4

Table 2 The values of $\{\alpha, \beta, \gamma\}$ in the IPSO for the two benchmarks

Benchmark 函数	α	β	γ
Rastrigin 函数	0.6	0.8	1.0
Grienwank 函数	1.2	1.0	1.2

表 3 不同 PSO 对 Benchmark 函数优化结果的比较

Benchmark 函数	IPSO	IPSO(RW)	PSO(TCTW)
Rastrigin 函数	6.9526	24.314	16.017
Grienwank 函数	0.008 2	0.024 8	0.019 2

如式(26)所示:

w = 0.5 + rand()/2 (26)

式中 $rand() \in [0, 1]$ 区间上正态分布的随机数, w值在 [0.5, 1]区间的随机变化, 学习因子 $c_1 = c_2 =$ 1.5; 经典 PSO 中 $w \ c_1$ 和 c_2 按式(18) -(20) 更新, 这里简称为 PSO-TCTW。

表3 是重复40次试验得到的平均结果,其中 粒子维数是20,迭代次数是3000,从中看出,虽 然PSO(RW)和Shi等人提出的PSO-TCTW算法均 取得了一定成功,但IPSO进一步改进了迭代过程 中粒子的实时调节能力,优化精度有了显著提高。

4 应用实例

选择恰当的最大风能跟踪(MPPT)方法已成为 提高风电机组效率的关键因素之一^[9]。由于空气动 力系统的不确定性,使风电机组成为一个复杂多变 量非线性系统,具有显著的不确定性和多干扰等特 点,传统控制方法很难达到预期效果。

本文将 IPSO 与风能转换系统相结合,建立新 型智能 MPPT 控制策略,该智能 MPPT 控制策略不 但使风电系统的运行效率得到提高,而且对风能的 随机扰动作用具有良好的鲁棒性和可移植性,这将 是今后解决风电机组的运行控制,实现最大风能吸 收问题的重要途径之一。

 1) 优化目标 用于风能捕获的风力机在不同 风速下有对应的最佳运行转速,此时对风能的捕获 效率最高,而且风力施加给叶片的机械应力最小。
 由空气动力学原理可知,风力机输出功率 P 为^[10]

$$P = \frac{1}{2} \pi \rho R^2 v^3 C_p(\beta \lambda) \qquad (27)$$

$$\lambda = \omega R/v \tag{28}$$

式中, ρ 是空气密度,v 是风速, β 是桨距角, γ 是 叶尖速比, ω 是风力机转速,R 是风力机转子半 径, C_p 是与桨距角 β 和叶尖速比 λ 有关的功率系 数,在实际运行的大部分时间风场风速较低,因此 额定风速以下的变速恒频发电是主要工作方式,此 时 $\beta = 0$ 。

对于变速恒频风电系统,根据风机输出功率和 运行时间确定年平均风含能量 AEO:

$$W(v) = 365 \times 24 \times \frac{1}{2} \rho \pi R^2 C_p \int_{V_I}^{V_0} v^3 f(v) \, dv + 365 \times 24 \times P_N \int_{V_I}^{V_0} f(v) \, dv \quad (29)$$

式中, P_N 是额定输出功率, V_N 是额定风速, V_I 是 切入风速, V_o 是切出风速,风速分布f(v)采用两 参数韦布分布(Davenport1965 Justus1978):

$$f(v) = \frac{d}{n} \left(\frac{v}{n}\right)^{d-1} e^{-\left(\frac{v}{n}\right)^{d}}$$
(30)

式中 d 和 n 分别是形状系数和尺度因子。

已知风电机组参数:发电机功率 380 kW,风 机叶片直径 30 m, 塔架高 40 m, 切入风速 3 m/s, 额定风速 12 m/s,切出风速 25 m/s,根据制造厂 家和风电场测试数据确定风机功率系数与叶尖速比 的近似关系为[11]

 $C_{p}(\lambda) = -0.6711 + 0.4082\lambda -$ 0. 043 $6\lambda^2$ + 0. 01 $3\lambda^3$ (31)

这里以获得最大年平均风含能量 AEO 为优化 目标,以叶尖速比为优化变量,根据风速变化实时 调节风力机转速,当风机运行在最佳风力曲线时, 具有最大功率系数 C_{pmax} ,并对应最优叶尖速比 λ_{opt} 和转轴速度 ω_{out} ,此时将输出最大功率。考虑到实 际风电场有限的测风数据及风能变化的随机性和不 稳定性,无法得到较为准确的风速韦布尔分布参 数,将其作为随机扰动参数,而不能简单地由式 (31) 决定 C_{pmax} 、 λ_{out} 和 ω_{out} 。结合甘肃酒泉某区域 2006-2008年间的6个测风塔实际测风结果,获得 40 米高度时形状系数 d 和尺度因子数 n 变化范围 分别是 1.27-1.93 和 21 m/s-7.62 m/s , λ_{out} 应该满 足该地区风速分布特征。因此,基于 IPSO 的 MPPT 具体优化步骤如下:

①确定风速分布即形状系数 d 和尺度因子数 n 变化范围。

②粒子群初始化,设定种群规模,每个粒子 (即优化变量)的速度和位置范围,并随机产生初始 粒子)。

③将 d 和 n 作为随机扰动量,评估适应度函数 $f = W(v)_{\circ}$

优化结果表明,变速恒频风电机组的最优叶尖 速比是 6. 572,为保持最大叶尖速比,随着风速 的变化对发电机转速进行调节,保证机组在最优叶 尖速比条件下工作。尺度因子 n = 6 m/s 时,在不 同形状系数条件下,平均风含能量 AEO 与叶尖速 比 λ 的关系。

随着 d 减小, AEO 值呈非线性增长趋势; 形 状系数 d = 2.5 时,不同 n 时平均风含能量 AEO 与 叶尖速比的关系。

随着尺度因子的增大,AEO 值逐渐减小。结 果,如图6~图7所示。



图 6 AEO 与 λ 的关系(n = 6 m/s 时) Fig. 6 Comparison of AEO and λ when the n = 6 m/s





图 7 AEO 与的关系(d=2.5 时) Fig. 7 Comparison of AEO and λ when the d = 2.5

图 6 和图 7 中不同风速条件下最优 AEO 值的综 合比较结果,当尺度因子从8m/s减小到时2m/s, AEO 从 1 000 MWh 下降到 0.7 MWh, 由此看出尺 度因子对 AEO 的影响作用十分显著,相应比较, 见表4。

表4 不同风速韦布尔分布条件下 AEO 的比较 Table 4 Comparison of AEO under different Weibull oper-

ations

(\mathbf{a}) $(\mathbf{a} + \mathbf{a})$ $(\mathbf{b} + \mathbf{b})$ (\mathbf{b}) (\mathbf{b}) $(\mathbf{a} + \mathbf{b})$ $(\mathbf{a} + \mathbf{b})$ (\mathbf{b}) $(\mathbf{a} + \mathbf{b})$ (\mathbf{b}) $(\mathbf{a} + \mathbf{b})$ $($			
f = W(v)	韦在	年平均 (MW/b)	
④确定粒子群的个体最优和全局最优。	形状系数	尺度因子 (m/s)	风含能量(加加加
⑤更新粒子位置和速度。	1.5		533.03
	2	ſ	482.32
①里复③-⑤,ヨ两正达代终止余件侍到菆仇	2.5	0	440.65
结果。	3		420.14
2) 优化结果分析 根据以上分析,确定 IPSO		2	0.17
参数:种群规模取 30: 迭代次数 1 000,α、β 和 ν	2.5	4	100. 39
	2. 3	6	440.65
万 <i>初 走 0.8</i> , 1.0, 1.2, 达 1. 经 1. 分 10 <i>e</i> ,		8	1 006. 21
迭代近92002次后进入稳定的收敛状态ual Electronic Publish	ing House. All ri	ghts reserved. ht	(下转第271页)

迁的数量、弧连接和状态变化的数量进行统计,也 能够实现对设计开发过程的活性、有界性和合理性 进行确认,经过对转换后的工作流网的分析。

针对金融机具纸币清分机的开发过程基于 WF-NET 的设计过程验证,我们可以应用 Petri 网的分 析工具对纸币清分机产品并行产品设计开发过程的 任务分配、性能评估、产品开发周期进行更量化、 更精确的分析,其结果经过验证是安全、正确和有 界的。

结 语 6

本文对于产品开发过程控制提出的应用图形语 言的任务结构模型,应用工作流系统与任务结构的 相似性,结合产品实现功能要求对开发过程的任务 结构图进行详细描述,实现了由产品开发过程的任 务结构到工作流网的映射,通过并行产品开发过程 的分析,建立基于工作流网的产品开发过程模型, 实现了对系统模型的精确分析。

参数文献(References):

[1] Huang G Q , Huang J , Mak K L. Agent-based workflow management in collaborative product development on the internet [J]. Computer-Aided Design , 2000 , 32(2): 133-144.

(上接第266页)

5 结 语

由于智能控制具有非线性、变结构、自寻优等 特点,可以较好地克服系统干扰与非线性因素对控 制性能的影响,因而在复杂非线性系统控制领域得 到广泛应用。研究生物智能一直是科学发展中最有 意义也是空前困难的挑战性问题之一,本文根据随 机过程理论和正交试验设计,较好的解决了粒子群 算法的参数选择问题。同时提出了一种改进粒子群 算法,并将该算法与风能转换系统相结合,在明确 风电场风速分布与风力机特性的基础上,通过确定 最优叶尖速比和风机转轴速度,实现系统最大风能 跟踪。该算法不但提高了风电机组的风能利用效 率,使控制系统结构简化,可靠性提高,而且具有 可移植性,可以在其他工程优化领域推广应用。

参考文献(References):

- [1] R. J. Kuo ,S. Y. Hong ,Y. C. Huang. Integration of particle swarm optimization-based fuzzy neural network and artificial neural network for supplier selection [J], Applied Mathematical Modelling, 2010 34(12): 3976-3990.
- [2] C江友维-廖代发 (顧忠 a混合有源滤波器务目标优化设计ft]Publishing Dengenge, Windrivengy, resource assessment of jinquan.gansh provet 控制理论与应用 2010 27(7): 916-922. JIANG You-hua ,LIAO

- [2] 汪峥, 严洪森, 刘震玲等. 基于 ESHLEP-N 的产品开发过程建 模、调度与仿真 [J]. 控制与决策, 2001, 6(3): 282-286. (Wang Zheng, Yan Hongsen, Liu Zhengling, et al. ESHLEP-N based modeling , scheduling and simulation of product development process [J]. Control and Decision , 2001 6(3): 282-286.)
- [3] 祖旭,黄洪钟,周峰等.产品开发过程资源管理及其仿真[J] 系统仿真学报, 2005, 17(6): 1322-1325. (Zu Xu, Huang Hongzhong , Zhou Feng , et al. Resources management and simulation of product development [J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(6): 1322-1325.)
- [4] 彭良武,卢睿,刘振.产品设计项目过程管理的研究与实现 [J]. 计算机集成制造系统, 2008, 14(1): 89-95. (Peng Liangwu , Lu Rui , Liu Zheng , et al. Process management of product design projects and its realization [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems , 2008 , 14(1): 89-95.)
- Van der Aalst W. M , P. , Ter Hofstede AHM. Verification of [5] workflow task structures: A Petri-net-based approach [J]. Information Systems 2000, 25(1): 43-69.
- [6] Salimifard K. , Wright M. Petri net-based modeling of workflow systems: an overview [J]. European Journal of Operational Research , 2001 , 134(3) : 664-676.
- [7] 周建涛,史美林,叶新铭. 一种基于 Petri 网化简的工作流过程 语义验证方法 [J]. 软件学报, 2005, 16(1): 1-9. (Zhou Jiantao , Shi Meilin , Ye Xinming. A method for semantic verification of workflow processes based on petri net reduction technique [J]. Journal of Software , 2005 , 16(1): 1-9.)
- [8] Van der Aalst W. M. P. Loosely coupled interorganizational workflows: modeling and analyzing workflows crossing organizational boundaries [J]. Information & Management , 2000, 37: 67-75.
- [9] Fu-Shiung , Hsieh. Model and control holonic manufacturing systems based on fusion of contract nets and Petri nets [J]. Automatica ,2004 ,40: 51-57.
- [10] Sadiq W , Orlovska M E. Analyzing process models using graph reduction techniques [J]. Information Systems , 2000 , 25(2): 117-134.

Dai-fa ,TANG Zhong. Multi-objective optimal design of hybrid active power filter [J]. Control Theory and Applications ,2010 ,27 (7): 916-922.

- [3] L. D. Arya J. S. Titare , D. P. Kothari. Improved particle swarm optimization applied to reactive power reserve maximization [J], International Journal of Electrical Power & Energy Systems ,2010 ,32 (5): 368-374.
- [4] S. L. Ho Shiyou Yang Guangzheng Ni and H. C. Wong. A Particle swarm optimization method with enhanced global search ability for design optimizations of electromagnetic devices [J]. IEEE Trans. on Magnetics 2006 42(4):1107-1110.
- [5] Herbert Martins Gomes. Truss optimization with dynamic constraints using a particle swarm algorithm [J]. Expert Systems with Applications 2011 38(1): 957-968.
- [6] Y. Shi ,R. C. Eberhart , Empirical study of particle swarm optimization [C] in Proceedings of the IEEE International Congress on Evolutionary Computation , Washington , DC , USA , July 1999: 1945-1950
- [7] Milan R. Rapaic Źeljko Kanovic. Time-varying PSO convergence analysis , convergence-related parameterization and new parameter adjustment schemes [J]. Information Processing Letters 2009,109 (11): 548-552.
- 方开泰,马长兴,正交与均匀试验设计[M],北京:科学出版社, [8] 2001: 35-77. (FANG Kai-tai ,MA Chang-xing. Uniformity and Orthogonal [M]. Beijing: Science Press 2001.)
- [9] Bouscayrol A ,Delarue P ,Guillaud X. Power strategies for maximum control structure of a wind energy conversion system with a synchronous machine [J]. Renewable Energy 2005 30(15): 2273-2288.
- [10] Ackermann T. Wind Power in Power Systems [M]. John Wiley & Sons 2006.
- [11] 朱飙 李春华 陆登荣. 甘肃酒泉区域风能资源评估分析 [J]. 干旱气象 2009 27(2): 152-156. (ZHU Biao ,LI Chunhua ,LU
 - ince [J]. Journal of Arid Meteorology 2009 27(2): 152-156.)