

# 粒子群优化鱼群算法及其在光伏系统最大功率点跟踪中的应用

段其昌, 唐若笠\*, 隆霞

(重庆大学自动化学院, 重庆 400044)

(\*通信作者电子邮箱 347018580@qq.com)

**摘要:**将标准粒子群优化算法中的速度惯性、粒子个体的记忆因素和粒子间学习交流因素等几个特征引入人工鱼群算法,提出了粒子群优化鱼群算法。在新算法中,鱼群的游动具有了速度惯性的特征,并且其行为模式被扩充为追尾、聚群、记忆、交流以及觅食。通过仿真分析,验证了粒子群优化鱼群算法比两种基本算法具有更快的收敛速度和更高的寻优精度,且性能稳定。最后将所提出的粒子群优化鱼群算法应用于局部遮阴情况下的光伏发电系统最大功率点跟踪,实验表明,该算法可以在很短的时间内以很高精度寻得不均匀光照系统的最大功率点。

**关键词:**粒子群优化;人工鱼群算法;行为模式;光伏系统;最大功率点跟踪

**中图分类号:** TP18 **文献标志码:** A

## Fish swarm algorithm optimized by PSO applied in maximum power point tracking of photovoltaic power system

DUAN Qi-chang, TANG Ruo-li\*, LONG Xia

(School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Introducing the velocity inertia, memory capacity of each individual and learning or communicating capacity of Particle Swarm Optimization (PSO) into the Artificial Fish-Swarm Algorithm (AFSA), a new algorithm called the “Fish-Swarm Algorithm optimized by PSO (PSO-FSA)” was put forward. In this new algorithm, the swimming of each fish has velocity inertia, and the PSO-FSA has totally five kinds of behavior pattern as follows: swarming, following, remembering, communicating and searching. The simulation analysis shows that PSO-FSA has more stable and higher performance in convergence speed and searching precision than PSO and AFSA. Finally, the PSO-FSA was applied to the maximum power point tracking of photovoltaic power generation system under partially shaded condition, and the experimental results show that PSO-FSA can find the maximum power point under partially shaded insolation conditions quickly and precisely.

**Key words:** Particle Swarm Optimization (PSO); Artificial Fish-Swarm Algorithm (AFSA); behavior pattern; photovoltaic system; Maximum Power Point Tracking (MPPT)

## 0 引言

人工鱼群算法<sup>[1-2]</sup> (Artificial Fish-Swarm Algorithm, AFSA)和粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[3]</sup>都是对自然或社会行为进行模拟的群体智能算法。这些算法各自具有不同的特点,但也都存在着需要改进和优化的地方,比如算法的收敛速度、寻优精度等。

本文用粒子群算法的主要特征对鱼群算法进行优化,提出了粒子群优化鱼群算法(Fish-Swarm Algorithm optimized by PSO, PSO-FSA)。该算法一方面使鱼群的游动具有了速度惯性的特征;另一方面,扩充了搜索过程中供鱼群选择的行为模式。仿真测实验证了这些改进可以减小鱼群搜索过程的盲目性,提升算法的寻优性能。针对不均匀光照情况下,光伏发电系统中阵列输出功率—电压特性曲线呈多峰特性,使诸如扰动观察法<sup>[4]</sup>、电导增量法<sup>[5]</sup>等传统最大功率点跟踪(Maximum Power Point Tracking, MPPT)方法容易陷入局部最优而使算法失效的问题,将粒子群优化鱼群算法应用于局部遮阴下的最大功率点跟踪。最后的仿真证明,该算法可以轻松摆脱局部极值的限制,寻找到不均匀光照条件下的全局最大功率点。

## 1 粒子群优化鱼群算法

### 1.1 基本人工鱼群算法和粒子群算法

基本的人工鱼群算法(AFSA)使用追尾、聚群和觅食三种行为模式来描述鱼群的搜索过程。每条人工鱼在游动之前都会计算“追尾或觅食”和“聚群或觅食”两种组合行为模式得到的下一位置的适应度函数值,并在这二者之间选取较优的一种模式执行。算法中模拟一个“公告板”,用于记录每次迭代得到的最优人工鱼的位置及其对应的适应度函数值,当预设的迭代次数完成后,公告板上的记录便是鱼群算法寻优所得到的结果。

标准粒子群(PSO)算法的公式表示如下:

$$\mathbf{V}_{t+1} = \omega \mathbf{V}_t + \alpha_1^l (\mathbf{P}_t^l - \mathbf{X}_t) + \alpha_2^g (\mathbf{P}_t^g - \mathbf{X}_t) \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_{t+1} = \mathbf{X}_t + \mathbf{V}_{t+1} \quad (2)$$

其中:  $\alpha_1^l = c_1 r_1$ ,  $\alpha_2^g = c_2 r_2$ ;  $r_1, r_2 \sim U(0, 1)$ ,  $c_1, c_2$  为加速度因子;  $\mathbf{V}_t$  和  $\mathbf{X}_t$  为粒子在第  $t$  次迭代时的  $D$  维速度矢量和位置矢量;  $\omega$  为惯性权重因子;  $\mathbf{P}_t^l$  表示某个粒子截止第  $t$  次迭代所经历过的最优位置矢量;  $\mathbf{P}_t^g$  表示所有粒子在第  $t$  次迭代时的最优位置矢量。算法按上述公式迭代到达给定次数或满足某个预设的精度后,所产生的最后一代粒子群的群体最优位置及

收稿日期: 2012-07-04; 修回日期: 2012-08-09。 基金项目: 重庆市重点科技攻关项目(2011AB6054)。

作者简介: 段其昌(1953-), 男, 四川自贡人, 教授, 博士, 主要研究方向: 网络优化、人工智能、新能源; 唐若笠(1987-), 男, 湖北丹江口人, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工智能、新能源; 隆霞(1988-), 女, 重庆人, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理、新能源。

其对应的适应度函数值,即为粒子群算法寻优所得到的结果。

## 1.2 粒子群优化鱼群算法

目前已有部分基于普通鱼群算法的改进算法,如引入禁忌寻优算子<sup>[6]</sup>,引入鱼群跳跃行为<sup>[7]</sup>,以及引入鱼群记忆行为<sup>[8]</sup>等。本文将粒子群算法中的速度惯性、单个粒子的记忆(学习)能力、粒子间的信息交流与共享能力分别以不同方式引入人工鱼群算法,提出了粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA),改进的地方如下:

首先,对每条人工鱼引入类似粒子群算法中的速度参数,以聚群行为为例,速度更新公式为:

$$V_{i+1} = \omega V_i + rand \times \frac{Step \times (X_i^c - X_i)}{norm(X_i^c - X_i)} \quad (3)$$

其中: $\omega$ 为速度惯性权重, $V_i$ 为该人工鱼第 $t$ 次迭代的速度矢量, $rand \sim U(0,1)$ , $Step$ 为最大移动步长, $X_i^c$ 为聚群行为的中心位置矢量, $X_i$ 为该人工鱼当前所在位置矢量, $norm(X_i^c - X_i)$ 表示两个位置矢量之间的距离。

其次,引入记忆行为模式。该行为模式使人工鱼在游动时能够参考自身所经历过的最优位置,减小了鱼群搜索过程的盲目性,其速度更新公式如式(4)所示:

$$V_{i+1} = \omega V_i + rand \times \frac{Step \times (X_i^{pbest} - X_i)}{norm(X_i^{pbest} - X_i)} \quad (4)$$

其中 $X_i^{pbest}$ 为该人工鱼截止第 $t$ 次迭代时记忆中的最优位置矢量。

再次,引入交流行为模式。该行为模式使人工鱼在游动时能够参考整个鱼群的最优位置,加强了鱼群搜寻过程中个体间信息的交流与共享,进一步减小了搜寻的盲目性。速度更新公式如式(5)所示:

$$V_{i+1} = \omega V_i + rand \times \frac{Step \times (X_i^{gbest} - X_i)}{norm(X_i^{gbest} - X_i)} \quad (5)$$

其中 $X_i^{gbest}$ 为第 $t$ 次迭代时鱼群公告板上所记录的最优位置矢量。

鱼群算法中,视野和步长是两个非常重要的参数,对寻优结果有着重要影响。本文使用 $D$ 维搜索空间中两条鱼可能出现的最大距离动态地限定鱼群的视野和步长,并将其定义为 $MaxD$ 如式(6)所示:

$$MaxD = \sqrt{(x_{max} - x_{min})^2 \times D} \quad (6)$$

其中: $x_{max}$ 和 $x_{min}$ 分别为寻优范围的上、下界, $D$ 为搜索空间的维数。将鱼群的视野 $Visual$ 限定为 $MaxD$ 到 $0.01MaxD$ 线性递减,最大移动步长 $Step$ 限定为 $MaxD/5$ 到 $0$ 线性递减。

粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA)的流程如下:

- 1) 初始化鱼群的位置和速度,每条鱼记忆中的最优位置,公告板记录的鱼群最优位置等参数。
- 2) 试探4种组合行为模式:聚群或觅食、追尾或觅食、记忆或觅食以及交流或觅食。
- 3) 从2)中选取最优的组合行为模式并执行,即用其速度更新人工鱼当前所在位置。
- 4) 若达到指定迭代次数则寻优结束;否则继续执行2)。

## 2 数值仿真实验

### 2.1 仿真参数设置

本文进行了大量的计算机数值仿真实验,用以比较相同参数设置下,粒子群优化鱼群算法相对标准粒子群算法和普通鱼群算法而言所具有的优越性。仿真环境选取 Matlab

R2007b, PSO 算法的参数采用最常用的取值<sup>[9]</sup>,其惯性权重设为 $0.9$ 到 $0.4$ 线性递减,加速度因子 $c_1$ 、 $c_2$ 均取值为 $2$ ,三种算法的其他参数设置如表1所示。

表1 算法参数设置

算法	参数	取值
PSO	$\omega$	$[0.9, 0.4]$
	$c_1, c_2$	$2$
	$Visual$	$[MaxD, 0.01MaxD]$
AFSA 与 PSO-FSA	$Step$	$[MaxD/5, 0]$
	$Try\_number$	$5$
	$\delta$	$0.75$

### 2.2 仿真结果分析

#### 2.2.1 寻优精度分析

测试函数的选取如表2所示,维数 $D$ 均取 $30$ ,各算法的最大迭代次数设为 $1000$ ,三种算法各自独立运行 $50$ 次,其他参数按照2.1节所述进行设置。实验结果如图1~图4所示,纵坐标为 $50$ 次独立运行的平均寻优结果取以 $10$ 为底的对数后的值。

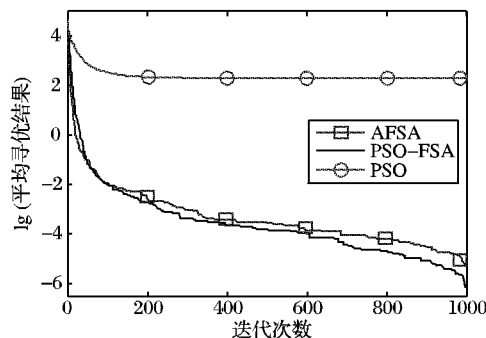


图1 Sphere 函数平均进化曲线

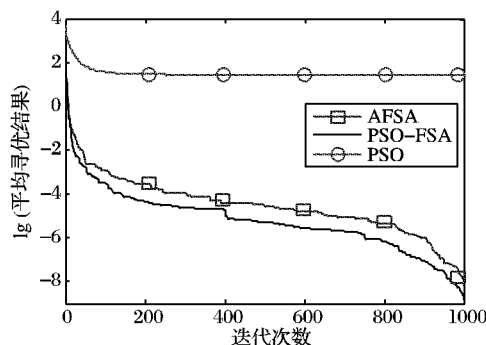


图2 Rosenbrock 函数平均进化曲线

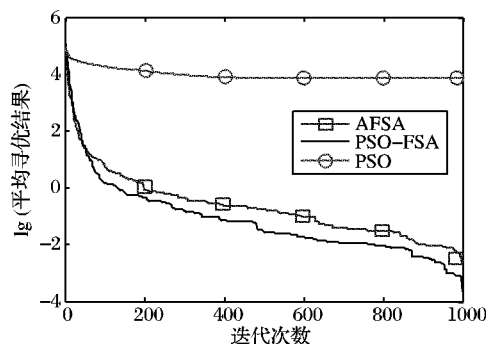


图3 Quadric 函数平均进化曲线

表3列出各算法 $50$ 次运行结果的平均值(Average)和出现过的最好值(Best)。为方便与图1~4进行对照,表3还列出了平均结果的对数值。

1) Sphere 函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$$

2) Rosenbrock 函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{D-1} 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2$$

3) Quadric 函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^D \left( \sum_{j=1}^i x_j \right)^2$$

4) Ackley 函数:

$$f(x) = -20 \exp \left( -0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2} \right) - \exp \left( \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i) \right) + 20 + e$$

表 2 基准测试函数

函数名	最优值	寻优范围
Sphere	0	$(-100, 100)^D$
Rosenbrock	0	$(-2.048, 2.048)^D$
Quadric	0	$(-100, 100)^D$
Ackley	0	$(-32.768, 32.768)^D$

由仿真结果可见,对于多维度多极值函数的寻优,标准粒子群算法已体现不出任何优越性,而鱼群算法则可以在初期保持较快的收敛速度,且具有很高的寻优精度。比较 AFSA 和 PSO-FSA 两种算法可以发现,PSO-FSA 初期的迭代曲线位于 AFSA 之下,且可以一直保持并拉大这种优势直至迭代过程结束,这说明在收敛速度和寻优精度方面,粒子群优化鱼群算法的性能都明显优于改进前的普通鱼群算法。

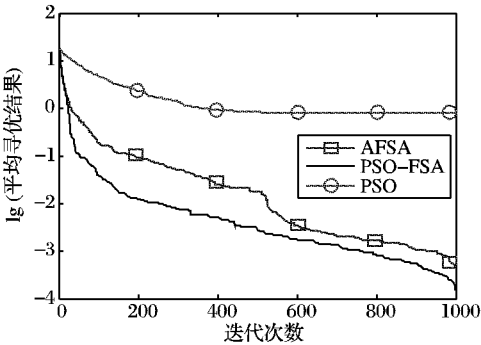


图 4 Ackley 函数平均进化曲线

表 3 三种算法寻优结果比较

函数	指标	算法		
		PSO	AFSA	PSO-FSA
Sphere	Best	1.06E-03	2.56E-10	7.99E-14
	Average	2.02E+02	5.40E-06	7.59E-07
	lg (Average)	2.31	-5.26	-6.12
Rosenbrock	Best	2.75E+01	1.07E-11	1.52E-13
	Average	2.87E+01	7.60E-09	1.56E-09
	lg (Average)	1.46	-8.12	-8.81
Quadric	Best	4.97E+01	1.47E-07	9.27E-08
	Average	6.96E+03	2.28E-03	2.34E-04
	lg (Average)	3.84	-2.64	-3.63
Ackley	Best	-4.59E-10	2.14E-06	3.86E-07
	Average	7.80E-01	4.82E-04	1.52E-4
	lg(Average)	-0.10	-3.31	-3.82

2.2.2 寻优结果的波动性分析

算法能否每次都以一个很好的精度寻得最优值也是衡量其性能优劣的标准之一。由表 3 可见,粒子群算法以 Ackley 函数为目标函数时,50 次独立运行最好结果是 -4.59E-10,但其平均结果却只有 7.80E-01,说明在这种情况下粒子群算法每次寻优的结果具有随机性,波动很大。这里分析三种算法各自独立运行 50 次所得到 50 个寻优结果的标准差,从这个角度反映和比较各算法的性能,结果如表 4 及图 5 所示。

表 4 三种算法寻优结果标准差比较

函数	算法		
	PSO	AFSA	PSO-FSA
Sphere	1.41E+03	9.79E-06	1.67E-06
Rosenbrock	3.08E-01	1.44E-08	2.55E-09
Quadric	6.78E+03	5.90E-03	5.86E-04
Ackley	2.10E+00	4.54E-04	1.42E-04

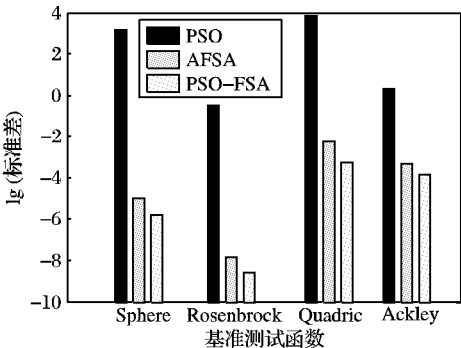


图 5 三种算法寻优结果标准差比较

由表 4 及图 5 可见,对于 4 个测试函数,改进算法 PSO-FSA 的标准差在三种算法中都是最小的,这说明 PSO-FSA 算法每次寻优所得到的结果波动很小,都可以保证很高的精度,即算法的性能十分稳定。

3 不均匀光照下最大功率点跟踪

目前,对新能源的开发利用已经成为国内外专家学者关注的热点课题<sup>[10-11]</sup>,而光伏发电又是其中一个十分重要的分支。光伏发电系统采用光伏电池阵列吸收太阳能并将其转化为电能,光伏电池阵列是由许多独立的光伏电池板按照一定规律串并联组成的。当整个光伏电池阵列处于均匀光照时,阵列的输出功率—电压特性曲线呈单峰值形状,如果其中部分电池板被遮阴,该特性曲线将呈现多峰值形状,此时常规的最大功率点跟踪算法(如扰动观察法、电导增量法等)很容易因陷入局部极值而失效。针对上述问题,将本文所提出的智能优化算法 PSO-FSA 引入光伏发电系统的最大功率点跟踪,克服不均匀光照下功率—电压特性曲线诸多局部极值的约束,从而快速准确地寻找局部遮阴情况下的最大功率点。

以 10 个光伏电池板串联为例,全部处于温度 25℃,光照 1.0 KW/m<sup>2</sup> 环境下的输出功率—电压特性曲线如图 6 所示。当其所处环境的光照强度分别为 0.1 KW/m<sup>2</sup>, 0.2 KW/m<sup>2</sup>, 0.3 KW/m<sup>2</sup>, 0.4 KW/m<sup>2</sup>, 0.5 KW/m<sup>2</sup>, 0.6 KW/m<sup>2</sup>, 0.7 KW/m<sup>2</sup>, 0.8 KW/m<sup>2</sup>, 0.9 KW/m<sup>2</sup> 和 1.0 KW/m<sup>2</sup>,环境温度 25℃时的输出功率—电压特性曲线如图 7 所示,可见在不均匀光照下该特性曲线已出现 10 个峰值,这些局部极值的存在将导致常规的最大功率点跟踪算法失效。本文已经验证了所提出的 PSO-FSA 算法具有收敛速度快、精度高,全局寻优

能力强等优点,此处将其应用于不均匀光照下的最大功率点跟踪。

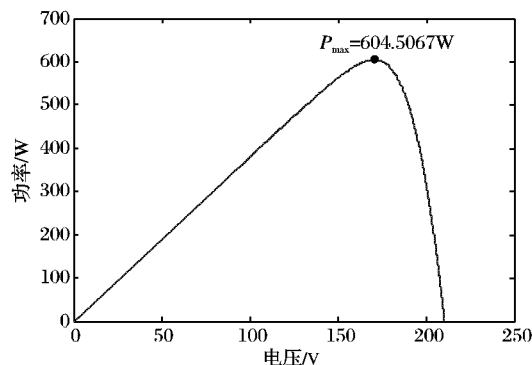


图6 均匀光照下功率—电压特性

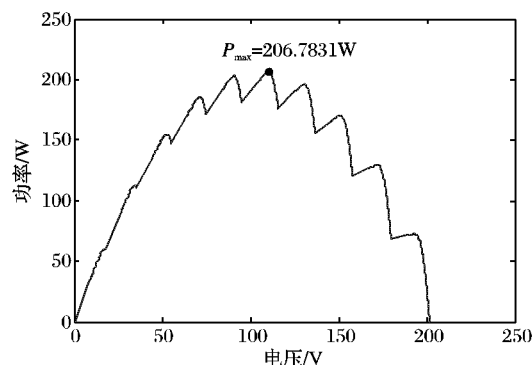


图7 不均匀光照下功率—电压特性

如果以支路电流为寻优变量,则适应度函数为该串联支路的功率—电流关系<sup>[12]</sup>,表达式如式(7)和式(8)所示:

$$fit = I \times \sum_{k=1}^{n_s} PVprog(i_k, Sun_k, T_k); n_s = 10 \quad (7)$$

$$PVprog(I, Sun, T) = 1.1103 \times \lg \left( \frac{3.8 \times Sun - I + 2.2 \times 10^{-8}}{2.2 \times 10^{-8}} \right) - 0.2844 \times I \quad (8)$$

其中:  $PVprog(I, Sun, T)$  为每一块光伏电池板的输出功率—电流特性函数,参数  $Sun$  和  $T$  分别表示光照强度和环境温度。仿真过程中,设所有电池板所处的环境温度均为  $25^\circ\text{C}$ ,式(8)所描述电池板的短路电流在  $T = 25^\circ\text{C}$ ,  $Sun \leq 1.0 \text{ KW/m}^2$  时均不超过  $4 \text{ A}$ ,故算法的寻优范围设定为  $[0, 5]$ 。鱼群规模设为 5,迭代次数设为 10,由式(6)计算出参数  $MaxD$  应取值为 4, PSO-FSA 算法的其他参数按照表 1 进行设置。算法独立运行 10 次,最大功率点跟踪结果如表 5 所示。

表5 PSO-FSA 和 P&O 最大功率点跟踪结果对比

运行次数	PSO-FSA		P&O	
	$P_{\max}$	Error/%	$P_{\max}$	Error/%
1	206.7774	0.0028	184.5505	10.7517
2	206.7619	0.0103	202.8461	1.9039
3	205.9590	0.3985	204.9285	0.8969
4	206.3025	0.2324	183.0502	11.4772
5	206.5922	0.0923	183.7065	11.1598
6	205.8820	0.4358	197.0537	4.7051
7	206.5516	0.1120	202.7775	1.9371
8	206.7164	0.0323	202.9582	1.8497
9	206.7392	0.0212	205.9427	0.4064
10	206.7823	0.0004	202.8537	1.9003

此外,将工程中常用的扰动观察法(Perturbation and

Observation, P&O)也用于此环境下的最大功率点跟踪,目的是与 PSO-FSA 方法进行对比。由于上述条件下串联支路的短路电流不超过  $4 \text{ A}$ ,故对扰动观察法的起始工作点电流在  $[1.5, 2.5]$  范围内随机初始化,用以模拟不均匀光照出现之前光伏系统的工作点。扰动观察法的扰动步长设为 0.05,迭代 50 次,算法跟踪结果如表 5 所示。

由跟踪结果可见, PSO-FSA 算法可以轻松摆脱多个局部极值的约束,在很短时间内(大约几十毫秒)以很高的精度寻找到当前环境下的最大功率点,而传统的扰动观察法(P&O)则只可以寻找到与之前工作点最邻近的一个局部极值点,很难寻找到不均匀光照条件出现之后的全局最大功率点。

## 4 结语

本文提出粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA),并将其与标准粒子群算法(PSO)和基本人工鱼群算法(AFSA)进行了对比测试。仿真结果表明, PSO-FSA 算法在收敛速度和寻优精度等方面都体现出了明显的优势,并且每次运行结果的波动很小,性能稳定。此外,将本文提出的 PSO-FSA 算法应用于不均匀光照下光伏系统的最大功率点跟踪(MPPT),测试结果表明,算法可以轻松摆脱多个局部极值点的约束,在很短时间内以很高精度寻得最大功率点。

## 参考文献:

- [1] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法-人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
- [2] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
- [3] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Piscataway: IEEE, 1995: 39-43.
- [4] 张超, 何湘宁. 短路电流结合扰动观察法在光伏发电最大功率点跟踪控制中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(20): 98-102.
- [5] 黄舒予, 牟龙华, 石林. 自适应变步长 MPPT 算法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2011, 23(5): 26-30.
- [6] 李亮, 迟世春, 林皋. 禁忌鱼群算法及其在边坡稳定分析中的应用[J]. 工程力学, 2006, 23(3): 6-10.
- [7] WANG CUIRU, ZHOU CHUNLEI, MA JIANWEI. An improved artificial fish-swarm algorithm and its application in feed-forward neural networks[C]// Proceedings of the 4th International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2005: 2890-2894.
- [8] TSAI H C, LIN YONGHUAN. Modification of the fish swarm algorithm with particle swarm optimization formulation and communication behavior[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8): 5367-5374.
- [9] SHI YUHUI, EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]// International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 1999: 1945-1950.
- [10] 余中东. 中国光伏产业现状与发展战略探析[J]. 河北学刊, 2010, 30(5): 144-146.
- [11] 张晓安. 我国太阳能光伏利用的现状、存在问题及其对策[J]. 合肥工业大学学报, 2009, 23(6): 18-23.
- [12] 刘艳莉, 周航, 程泽. 基于粒子群优化的光伏系统 MPPT 控制方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(15): 257-267.