

基于IBEGA算法的含分布式电源的配电网重构

采用改进蜜蜂进化型遗传算法 (Improved Bee Evolution Genetic Algorithm, IBEGA) 求解含分布式电源的配电网重构问题。该算法引入佳点集到种群初始化中, 使算法得到的初始种群在搜索空间更加均匀, 提高了全局寻优能力; 引入自适应调整选择算子与佳点集交叉算子, 使算法可以及时开辟新的解空间, 进行更加精细的搜索, 提高了搜索效率; 引入自适应交叉变异操作, 有利于算法的开采与勘探能力的平衡; 引入驱赶算子, 提高了算法的杂交效率, 避免了过早收敛的问题。把分布式电源以PQ和PV两种方式进行处理, 采用IBEGA算法对IEEE33和IEEE69节点系统进行网络重构, 并与相关文献中的算法进行对比, 仿真结果证明了所提IBEGA算法具有更佳的性能, 能够有效地解决含分布式电源的配电网重构问题。

张 晶 韩花荣/国网四川省电力公司技能培训中心



张 晶/讲师

分布式电源 (Distributed Generation, DG) 作为智能电网的重要组成部分, 以其发电灵活性、环境友好性等特点, 受到人们的广泛关注, 具有较好的发展前景。但是在配电网中接入分布式电源, 会增加配电网的复杂程度。随着DG在配电网中的广泛应用, 使得配电网重构、运行和控制日趋复杂。配电网重构包括两种情况: 一种是以降低网损、均衡负荷以及优化DG出力为目的的优化重构; 一种是以隔离故障区域、迅速恢复非故障区域供电为目的的恢复重构。

目前, 国内学者对含DG的配电网重构进行了大量的研究, 并取得了一定研究成果。其中文献[1]研究了DG并入电网的位置与容量问题, 提出了一些解决措施; 文献[2]研究了DG并网后故障时所产生的孤岛的问题, 解决了故障时配电网运行方面的问题; 文献[3,4]研究了含有

DG的配电网重构及DG对电网的影响等问题, 并且提出了较优的配电网重构算法; 文献[5]研究了DG并入电网的节点模型问题, 提出了一种配电网潮流快速直接算法; 文献[6]研究了含DG的配电网网损分摊的问题; 文献[7]研究了DG注入功率对系统网损的影响, 当DG的渗透率达到一定比例时, 系统网损将会随着DG注入功率的增加而增加; 文献[8,9]将DG当作输出功率恒定的“负”的负荷接入系统, 没有考虑DG的注入功率对网络损耗的影响。

本文通过对配电网拓扑结构和佳点集^[10]的研究, 把DG分为PQ、PV两种方式进行处理, 提出一种改进的蜜蜂进化型遗传算法来求解配电网重构的问题, 并把此算法应用于IEEE33与IEEE69节点系统进行对比测试, 结果表明该算法具有比其他算法更好的效果。

配电网重构的数学模型

1. 配电网重构模型

当DG接入配电系统, 将会改变系统的潮流流向及节点电压。本文通过找到系统中需要开断的开关, 确定DG的最佳注入功率, 使配电网损最小, 用数学公式描述为

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^{L_i} k_i R_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2} \quad (1)$$

式中, L_i 为系统中运行的线路总数; k_i 为开关的开闭状态, 若开关闭合, 则 $k_i = 1$, 若开关断开, 则 $k_i = 0$; R_i 为线路电阻; P_i 为有功功率; Q_i 为无功功率; U_i 为

关键词/Keywords

分布式电源·
配电网重构·
佳点集·
自适应·
驱赶算子·

节点的电压幅值。

含DG的配电系统网络重构必须满足以下约束条件：①系统的潮流约束。②功率平衡约束。③节点的电压、电流约束。④分布式电源发电容量及其注入功率的约束。⑤配电网系统运行过程中必须满足辐射状且没有孤岛。

2. DG并入电网的模型

由于分布式电源的多样性，使得DG并入电网后的模型也多样化。本文把DG分为PQ、PV两种模型进行处理。PQ模型即P与Q都恒定的模型，且其值都是已知；PV模型即P与V都恒定的模型，且其值都是已知^[5]。

本文利用前推回代法计算网络潮流，具体介绍可以参考文献[11]。对于PQ模型，处理为负的负荷；对于PV模型，设定初始无功 $Q = (Q_{\min} + Q_{\max})/2$ ，每次迭代之时，向网络中多注入的无功可以根据下式进行计算

$$|Z_{PV}|Q_{PV} = U_{R_PV} - |U_{PV}| \quad (2)$$

式中， U_{PV} 为当前的计算节点电压； U_{R_PV} 与 Z_{PV} 分别为PV节点的指定电压值和与其相应的自阻抗部分； Q_{PV} 为该节点需要向网络中多注入的无功量，并以此来修正相应的节点负荷。

改进蜜蜂进化型遗传算法描述

本文把DG分为PQ、PV两种模型进行处理，通过研究配电网拓扑结构与佳点集，提出了一种改进蜜蜂进化型遗传算法求解含DG的配电网重构问题，其具体流程如下图所示。

1. 改进种群初始化

钟开莱、Kiefer定理说明，对于一个未知的均匀分布的对象，如果采用随机的方式选取 n 个点，则其偏差为 $o(n^{-1/2})$ ；如果采用佳点集的方法选取 n 个点，则偏差为 $o(n^{-1+\epsilon})$ ，即两者相差二次方倍，其中 ϵ 为任意小的实数^[12]。因此把佳点集引入到种群初始化中，可以使得初始种群在搜索空间更加均匀，有利于提高算法的全局寻优能力。

设计初始种群：根据基本环路编码的方式^[13]，设定种群POP_A的规模为 N ，基本环路数目 s 与染色体长度一样，每个基因位对应一个环路，而

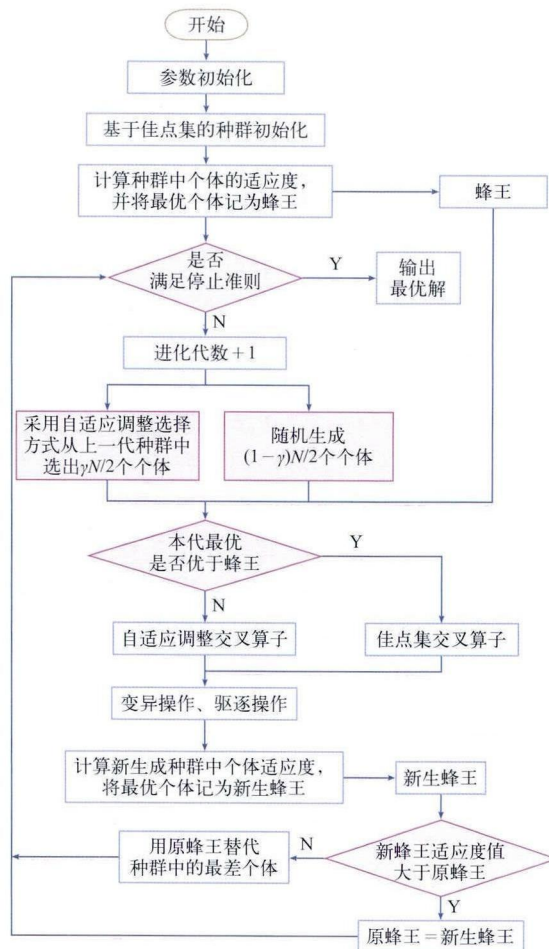


图 改进蜜蜂进化型遗传算法的基本流程图

其等位基因则是此环路的所有支路，设对应的等位基因集合为 H ，那么种群POP_A中的第 i 个染色体可以用 $CP_N^i = \{a_1^i, a_2^i, \dots, a_s^i\}$ 表示，其中 $i = 1, 2, \dots, N$ ， a_k^i 为 H 中的第 c_k^i 个基因， $c_k^i = 1 + \{r_k \times i\} \times (b - 1)$ ， $r_k = 2\cos(2\pi k/p)$ ， $1 \leq k \leq s$ ， p 满足不等式 $(p - 3)/2 \geq s$ 的最小素数， b 则为集合 H 的大小， $\{a\}$ 表示 a 的小数部分^[12]。

本文以IEEE69节点系统^[13]为例进行说明。种群规模 N 为60，染色体长度 s 为5，在环路1中，支路集合 $H_1 = \{13, 14, 15, 16, 17, 18, 70\}$ ，此环路一共有8条支路即 $b = 8$ ， $r_k = 2\cos(2\pi \times 1/p)$ ，其中 $p = 13$ 。则染色体为种群中的第一个染色体时，即 $i = 1$ 时，则由上述计算公式计算并向取整得到 c_k^i 为6。所以，种群POP_A中的第一个染色体的第一个基因位取值应该为：集合 H_1 中的第六位数，也就是18。同理可以得到其他的基因位以及

种群POP_A。

2. 改进选择算子

BEGA算法在每代进化过程当中引入的随机种群规模由选择算子 γ 确定,而 γ 值是经过反复实验事先设定的,其大小直接影响算法的收敛性能^[14]。因为一旦 γ 较大,那么将增加在上一代种群中选择的个体,减少随机生成的个体,从而降低了算法的勘探能力,使得算法极易收敛于局部最优解;反之,一旦 γ 较小,则减少在上一代种群之中选择的个体,增加随机生成的个体,从而无法很好地体现BEGA选举蜂王以提高算法搜索速度的作用^[15]。因此本文提出了一种基于蜂群进化效率来自适应调整选择算子 γ 大小的策略。在算法初期首先设置一个能接受的蜂群最小进化率 $G_{\min}$ 和一个较大的 γ 值,然后计算种群个体适应度和蜂群进化率,计算公式为

$$G_n = \frac{|f_{\text{best}}^n - f_{\text{avg}}^n|}{f_{\text{avg}}^n} \quad (3)$$

式中, G_n 为第 N 代蜂群的进化率; f_{best}^n 与 f_{avg}^n 分别为第 N 次迭代得到的蜂王适应度和种群个体适应度平均值。

如果 G_n 不小于 $G_{\min}$ 则 γ 值满足算法需要,不用改变;反之,则说明此时蜂王与普通个体相似度极高,生物多样性不足,需要降低 γ 值。因此在第 $N+1$ 代时, γ 值根据下式进行自适应调整。

$$\gamma_{n+1} = \begin{cases} \gamma_n & (G_n \geq G_{\min}) \\ \gamma_n - \text{rant}_n(1 - G_n) & (G_n \leq G_{\min}) \end{cases} \quad (4)$$

式中, rant_n 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

从式(4)可知,第 N 代蜂群的进化率 G_n 越小,则计算的 γ 值越小,从而使得蜂群在第 $N+1$ 次迭代中随机生成的个体增多,扩展了新的搜索空间,提高了算法寻优速度;另外,通过该式对 γ 值进行自适应调整,就不用再经过反复的实验去设定其值的大小,从而提高了本算法的通用性。

3. 改进交叉算子

(1) 引入自适应调整交叉算子

假如本代的最优解劣于蜂王,则本文在基本BEGA算法引入自适应交叉操作,从而使得算法的开采与勘探能力能够更加平衡。其自适应交叉操

作计算公式为

$$P'_c = \begin{cases} \frac{P_{c\max}}{1+t/t_{\max}} & P'_c > P_{c\max} \\ P_{c\min} & P'_c \leq P_{c\min} \end{cases} \quad (5)$$

式中, P'_c 为当前的交叉概率; $P_{c\min}$ 、 $P_{c\max}$ 分别为最小最大交叉概率; t 为当前进化代数; $t_{\max}$ 为最大进化代数。

(2) 引入佳点集交叉算子

假如本代最优解优于蜂王,那么更新蜂王,并采用佳点集交叉算子进行交叉操作。用 CP_i 表示种群POP_B中的第 i 个染色体, $1 \leq i \leq N/2$,用 CP 表示蜂王,把 CP_i 和 CP 作为交叉的父本。

假设在两个交叉父本的分量不同的位置集合用 Q 来进行表示,其中 $Q = \{t | a_{t1}^i \neq a_{t1}^j, 1 \leq t \leq s\}$,则依次有 $t_1 < t_2 < \dots < t_m$, t_m 为两个交叉父本的不同分量的最大位数。在 s 维欧式空间取佳点 $P_N^{(i)} = \{a_{t1}^i, a_{t2}^i, \dots, a_{tm}^i\}$,其中 a_{ik}^i 为集合 H 中的第 c_{ik}^i 个基因, $c_{ik}^i = 1 + \{r_{ik} \times i\} \times (b-1)$, $r_{ik} = 2\cos(2\pi k/p)$, $1 \leq k \leq s$, p 满足不等式 $(p-3)/2 \geq s$ 的最小素数, b 则为等位基因的个数, $\{a\}$ 表示 a 的小数部分。把种群POP_B中的 $N/2$ 个新个体与蜂王用佳点集交叉算子进行交叉操作而得到种群POP_D,其中佳点集交叉算子的交叉概率也根据式(5)计算。

仍以IEEE69节点系统为例进行说明。设在种群POP_B中交叉父本为第 i 个染色体 $CP_i = \{70, 71, 73, 69, 72\}$ 和蜂王 $CP = \{17, 71, 46, 69, 26\}$,两个父本的第一、三和五位的分量不同,则两个父本分量不同的位置集合 $Q = \{1, 3, 5\}$ 即 $t_1 = 1, t_2 = 3, t_3 = 5$ 。在环路3中, $H_3 = \{4, 5, 6, 7, 8, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 73, 46, 47, 48, 49\}$,一共有17条支路即 $b = 17$; $r_{ik} = 2\cos(2\pi \times 3/p)$,其中 $p = 13$ 。设本次交叉产生的后代为新种群POP_D中的第五个染色体时,即 $i = 5$ 时,则由上述计算公式计算并向下取整得到 c_{ik}^i 为2。所以种群POP_D中第五个染色体的第三个基因位为5, $CP_5 = \{*, 71, 5, 69, *\}$,其中*表示采用相同的方法得到的基因,本文限于篇幅,不一一计算。

佳点集交叉算子的引入可以产生的新个体在父代的个体附近,进行新的更加精细的搜索,从

而使子代向更优的方向发展；然而当搜索空间较大，个体比较稀疏的时候，效果却不理想，因此本文将自适应调整交叉算子与佳点集交叉算子相结合，避免了这些问题。

4. 改进变异算子

本文在基本BEGA算法引入自适应变异操作，从而使得算法的开采与勘探能力能够更加平衡。其自适应交叉操作计算公式为

P'_m = \begin{cases} \frac{P_{m\max}}{1+t/t_{\max}} & P'_c > P_{m\max} \\ P_{m\min} & P'_c \leq P_{m\min} \end{cases} \quad (6)

式中， P'_m 为当前的变异概率； $P_{m\min}$ 、 $P_{m\max}$ 分别为最小最大变异概率； t 为当前进化代数； $t_{\max}$ 为最大进化代数。

5. 引入驱赶算子

在BEGA算法中，当蜂群进行若干代进化后，就会出现蜂王与雄峰之间血缘太近、相似度极高的情况，蜂群中的生物多样性严重下降^[16,17]，若此时进行杂交，则不能得到有较大差异的子代。因此本文引入驱赶算子 ζ 来调整种群，避免此问题的发生。

d(x,y_i) = \sqrt{\sum_{k=1}^N (x_k - y_{ik})^2} \quad i=1,2,\cdots,N-1 \quad (7)

式中， d 表示蜂王 x 与种群中普通雄峰 y_i 之间的海明距离。

在进行变异操作后，计算海明距离 d ，当 $d < \zeta$ 时，说明蜂王与普通雄峰之间个体差异很小，如若再进行杂交，则很难得到有效的相异后代，此时蜂王就应驱赶这些个体，接着采用随机算法重新产生新的蜜蜂加入蜂群之中。这样不仅保持了蜂群的生物多样性，提高了杂交效率，还提高了算法跳出局部最优解的能力。

仿真结果与分析

1. 参数设置

本文选择IEEE33节点系统与IEEE69节点系统进行算例仿真分析。算法程序采用Matlab7.1编制。

设置算法参数：IEEE33节点系统种群规模 N

$=40$ ，IEEE69节点系统种群规模 $N=60$ ；染色体长度为5位，平衡节点电压的标幺值为1.0(pu)，基准值为100 MW；最大进化代数 $G=100$ ，初始交叉概率 $P_{c0}=0.9$ ，初始变异概率 $P_{m0}=0.3$ ； $\gamma=0.2$ ， $\zeta=0.4$ ， $G_{\min}=0.2$ 。DG安装节点及容量如表1所示。

表1 DG的安装节点及容量

DG种类	DG参数	接入节点	
		IEEE33	IEEE69
PQ恒定	$P=200\text{ kW}, Q=100\text{ kW}$	32	11
PQ恒定	$P=100\text{ kW}, Q=60\text{ kW}$	29	38
PV恒定	$P=200\text{ kW}, V=12.66\text{ kW}$	31	53

2. 不含DG的算例分析

在不含DG的情况下，采用本文所提IBEGA算法对IEEE33和IEEE69节点进行算例仿真，其优化结果如表2所示。通过与文献[18-19]中的结果进行比较，说明了IBEGA算法的有效性。

表2 不含DG的优化结果

算例	IEEE33	IEEE69
初始网络	33 35 34 37 36	70 71 73 69 72
优化后的网络	7 9 14 37 32	70 14 55* 69 61
初始网损/MW	202.69	224.98
优化后的网损/MW	137.51	98.61
初始最低电压 (pu)	0.912 9	0.937 9
优化后最低电压 (pu)	0.908 9	0.942 7

注：55*表示该处打开的开关可为55或56或57或58。

表3给出了在不含DG情况下，采用本文所提改进蜜蜂进化型遗传算法（IBEGA）与基本蜜蜂进化型遗传算法（BEGA）以及基于佳点集初始化的蜜蜂进化型遗传算法（GIBEGA）对IEEE33节点系统与IEEE69节点系统分别进行50次算例仿真，其收敛速度与文献[18-20]中给出的数据的对比情况。

表3 不含DG的算法收敛性比较

测试次数	不含DG算例	最小收敛代数		最大收敛代数		平均收敛代数	
		IEEE33	IEEE69	IEEE33	IEEE69	IEEE33	IEEE69
1	文献[18]	14	—	14	—	14	—
10	文献[19]	—	6	—	35	—	15.5
50	文献[20]	—	—	—	—	10	14
50	BEGA	2	6	37	67	15.26	25.25
50	GIBEGA	2	3	32	58	10.80	18.74
50	IBEGA	2	3	16	24	8.60	10.72

从表3可知, 本文所提算法的收敛性能优于参考文献[18-20]。另外, 通过连续50次的测试结果可知, 采用BEGA算法与GIBEGA算法的最小收敛次数虽然同本文所提IBEGA算法相差不大, 但是其最大收敛代数以及平均收敛次数却都远大于IBEGA算法。

以IEEE69节点系统为例, 采用BEGA算法的平均收敛次数要25.25次, 采用GIBEGA算法需要18.74次, 而采用IBEGA算法只需10.72次即可收敛。上述结果说明了在解决配电网重构问题时, 本文所提IBEGA算法具有较优的收敛速度与全局寻优能力。

3. 含DG的算例分析

本文中选用的DG数据部分来源于文献[5]。DG的并网节点和容量大小见表1, 且DG大多数情况都安装在较重的负荷节点^[4]。

DG并网之后, 采用本文所提IBEGA算法对IEEE33和IEEE69节点进行算例仿真, 其配电网的网络开关状态、网损及最低节点电压等优化结果如表4所示。

表4 含DG的优化结果

算例	IEEE33	IEEE69
初始网络	33 35 34 37 36	70 71 73 69 72
优化后的网络	7 9 14 37 17	70 14 55* 69 64
初始网损/MW	115.12	146.34
优化后的网损/MW	77.58	74.78
初始最低电压 (pu)	0.926 4	0.928 6
优化后最低电压 (pu)	0.963 2	0.946 8

注: 55*表示该处打开的开关可为55或56或57或58。

表5给出了在含有DG的情况下, 采用本文所提改进蜜蜂进化型遗传算法 (IBEGA) 与基本蜜蜂进化型遗传算法 (BEGA) 以及基于佳点集初始化的蜜蜂进化型遗传算法 (GIBEGA) 对IEEE33节点系统与IEEE69节点系统分别进行50次算例仿真, 其收敛性能比较情况。

表5 含DG的算法收敛性比较

测试次数	不含DG算例	最小收敛代数	最大收敛代数	平均收敛代数
		IEEE33	IEEE69	IEEE33 IEEE69
50	BEGA	2	10	35 52
50	GIBEGA	2	5	31 65
				11.18 26.32
				10.52 21.68

(续)

测试次数	不含DG算例	最小收敛代数	最大收敛代数	平均收敛代数
		IEEE33	IEEE69	IEEE33 IEEE69
50	IBEGA	2	3	24 33
				9.44 13.16

从表5可知, 在连续50次的算例仿真过程中, 对于IEEE33系统, 采用BEGA算法与GIBEGA算法的最小收敛次数虽同本文所提IBEGA算法一样, 但是其最大收敛代数以及平均收敛次数却都远大于IBEGA算法; 对于IEEE69系统, 在对含DG的配电网进行优化时, 其中BEGA算法有一次没有找到全局最优解, 而IBEGA算法的平均收敛代数却比其减小了49.62%, 说明BEGA算法的初始化种群根据佳点集法产生之时, 其收敛速度与全局寻优能力都提高了很多。

与不含DG情况的表3进行比较可知, 在DG并网之后, IBEGA算法的收敛速度一样比较快, 这说明了本文所提IBEGA算法能够有效地处理含DG的配电网重构问题。

结束语

本文提出了基于改进蜜蜂进化型遗传算法的含分布式电源的配电网重构。该算法在基本蜜蜂进化型遗传算法中引入佳点集、选择算子、自适应交叉变异算子和驱赶算子等策略, 避免了算法过早收敛的问题, 提高了其全局寻优能力。把分布式电源以PQ和PV两种方式进行处理, 通过对IEEE33和IEEE69节点系统为例, 利用本文所提IBEGA算法进行网络重构, 仿真结果证明了本文所提算法具有更佳的性能, 不仅可以大幅降低系统的网损, 同时也能改善节点电压, 提高供电可靠性, 具有一定的实际意义。

参考文献

- [1] Afkousi Paqaleh M. Abbaspour Tehrani Fard A. Distributed generation placement for congestion management considering economic and financial issues [J]. Electrical Engineering, 2010, 92 (6) : 193-201.
- [2] Wang Xu-dong, Lin Ji-keng. Island partition of

- the distribution system with distributed generation [J]. Technological Sciences, 2010, 53 (11) : 3061-3071.
- [3] 王林川, 梁峰, 李漫, 等. 含有分布式电源配电网重构算法的研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39 (5) : 41-46.
- [4] 崔金兰, 刘天琪, 李兴源. 含分布式电源的配电网重构研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36 (15) : 37-42.
- [5] 王建勋, 吕群芳, 刘会金, 等. 含分布式电源的配电网潮流快速直接算法 [J]. 电力自动化设备, 2011, 31 (2) : 17-22.
- [6] Oliveira de M E, Ochoa L F. Network reconfiguration and loss allocation for distribution systems with distributed generation [C]. IEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, Latin American, 2004.
- [7] 刘畅, 黄民翔. 含多种分布式电源的配电网重构优化研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41 (6) : 14-18.
- [8] 赵晶晶, 李新, 彭怡, 等. 基于粒子群优化算法的配电网重构和分布式电源注入功率综合优化算法 [J]. 电网技术, 2009, 33 (7) : 162-166.
- [9] 徐玉琴, 张丽, 王增平, 等. 基于多智能体遗传算法并考虑分布式电源的配电网大面积断电供电恢复算法 [J]. 电工技术学报, 2013, 25 (4) : 135-141.
- [10] 张玲, 张钺. 佳点集遗传算法 [J]. 计算机学报, 2001, 24 (9) : 1-6.
- [11] 王超学, 崔杜武, 崔颖安, 等. 使用基于中医思想的蚁群算法求解配电网重构 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (7) : 13-18.
- [12] 路石俊, 李翔, 林艳婷. 基于云模型的变电站运营成本分析 [J]. 电网技术, 2010, 34 (6) : 205-209.
- [13] 曾鸣, 甘德一, 催拓伟, 等. 基于动态仿真和云模型的发电竞争参数设计研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (20) : 7-11, 17.
- [14] 卢雪燕, 周永权. 蜜蜂双种群进化型遗传算法 [J]. 计算机工程与设计, 2008, 29 (13) : 3422-3428.
- [15] 季宝慧. 改进的蜜蜂进化型遗传算法在生产调度中的应用 [D]. 大连: 大连交通大学, 2010.
- [16] 王本年, 陈世福, 谢俊元. 一种基于全局协同与局部进化的遗传算法 [J]. 计算机工程, 2005, 31 (19) : 29-31.
- [17] Pham D T, Ghanbarzadeh A, Koc E, Otri S. The bees algorithm novel tool for complex optimization problems[A]. In: Proceedings of the abstracts of 10th EWGT Meeting [C]. Poznan, 2006: 63-67.
- [18] 杨建军, 战红. 基于图论的改进遗传算法在配网重构中的应用 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38 (21) : 123-124.
- [19] 于永哲, 黄家栋. 基于改进模拟植物生长法的配电网重构 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38 (2) : 41-44.
- [20] Taher Niknam, Reza Khorshidi, Bahman Bahmani Firouzi. A hybrid evolutionary algorithm for distribution feeder reconfiguration [J]. Indian Academy of Sciences, 2010, 35 (2) : 139-162.

(收稿日期: 2014-10-15) **EA**

欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎刊登广告