

## 基于多目标粒子群算法的电力系统无功优化

张聪誉<sup>1</sup>, 陈民铀<sup>1</sup>, 罗辞勇<sup>1</sup>, 翟进乾<sup>1</sup>, 姜毅<sup>2</sup>

(1. 重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400030;

2. 重庆市电力公司万州供电局, 重庆 404000)

**摘要:** 针对电力系统有功损耗和电压偏差, 提出一种带有变异的多目标粒子群算法。该算法采用非支配排序和拥挤距离来提高算法的多样性。通过 ZDT1~ZDT4 基准函数验证该算法的性能, 比较它与其他多目标进化算法的优劣。将该算法应用于对多目标无功优化求解, 采用 IEEE30 节点系统验证算法在无功优化中的优势。优化结果表明, 该算法能清晰地给出电力系统有功损耗与电压偏差间的竞争关系, 并能为用户提供均匀分布的多样化的备选解, 让用户可以根据不同情况灵活选择。通过多次结果的叠加显示了该算法的稳定性。

**关键词:** 无功优化; 多目标优化; 粒子群算法; 电力系统; 非支配排序; 拥挤距离

### Power system reactive power optimization based on multi-objective particle swarm algorithm

ZHANG Cong-yu<sup>1</sup>, CHEN Min-you<sup>1</sup>, LUO Ci-yong<sup>1</sup>, ZHAI Jin-qian<sup>1</sup>, JIANG Yi<sup>2</sup>

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 2. Wanzhou Electric Power Bureau, Chongqing Electric Power Company, Chongqing 404000, China)

**Abstract:** Considering the active power loss and voltage deviation, a multi-objective particle swarm optimization algorithm (MOPSO) is presented. MOPSO incorporates non-dominated sorting and crowding distance to improve the diversity of the Pareto solutions. Four benchmark test functions ZDT1~ZDT4 are used to test the performance of the proposed algorithm. Performance comparison between MOPSO and other typical algorithms is made. The simulation results of the standard IEEE-30-bus power system indicate that MOPSO is a good choice of power system reactive power optimization. The results show that MOPSO can provide the clear relation between active power loss and voltage deviation, and it is able to offer diverse solutions for different conditions. The stability of MOPSO has been confirmed through superposing many solutions together.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China(No.50910234).

**Key words:** reactive power optimization; multi-objective optimization; particle swarm algorithm; power system; non-dominated sorting; crowding distance

中图分类号: TM714 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)20-0153-06

## 0 引言

系统无功分布的合理与否直接关系到电力系统的经济、安全和稳定。无功优化经历了由常规优化方法向人工智能方法的变革。非线性规划法(NP)<sup>[1]</sup>、线性规划法(LP)<sup>[2]</sup>、二次规划法(QP)<sup>[3]</sup>、混合整数规划法(MIP)<sup>[4]</sup>、动态规划法(DP)<sup>[5]</sup>在无功优化上都有自己的优劣。人工智能的发展给无功优化注入了新的活力。人工神经网络法(ANN)<sup>[6]</sup>、

专家系统法(ES)<sup>[7]</sup>、模糊优化法(FS)<sup>[8]</sup>、模拟退火算法(SA)<sup>[9]</sup>、遗传算法(GA)<sup>[10]</sup>都对无功优化的发展起到了积极的作用。

然而, 大多数无功优化都是从经济利益的角度针对减少有功损耗的单目标问题<sup>[11]</sup>。随着经济社会的发展对电压质量的要求越来越显现, 在考虑经济性的同时也不得不兼顾电压质量, 二者已经不能随意的取舍, 电压偏差是表征电压质量的决定性因素。电压偏差的规定已有国家标准, 弄清它与有功损耗的关系对于用户的决策具有指导意义。所以有必要寻求一种既考虑有功损耗又考虑电压偏差的多目标优化算法给决策者提供一组供选项, 增加解决问题

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(50910234); 国家“111计划”项目(B08036); 重庆大学“211工程”三期创新人才培养计划建设项目(S09111)

的灵活性。

多目标优化问题中, 往往各个目标之间存在竞争, 无功优化也是如此, 这就需要对多个目标作出折中以得到我们满意的解。多目标问题与单目标问题间有以下不同:

1) 对于多目标问题的评价不能只是按照单一的评价值来评价, 因为各个目标间存在矛盾, 很难给出一组精确的评价值对应一组非支配解集。

2) 多目标问题中最优解是一个集合而非单解。该集合能够给予决策者多样化的选择。

目前针对多个目标进行无功优化的方法大多采用加权法, 即将多目标优化问题转换为单目标优化问题<sup>[12]</sup>。这类方法忽略了多目标间的竞争关系, 并非真正意义的多目标优化。本文针对有功损耗和电压偏差提出了一种新的多目标粒子群优化算法MOPSO。该算法中采用NSGA-II的非支配排序策略, 动态加权法选择种群最优粒子, 提高多样性; 采用动态惯性权重和变异策略, 克服局部最优, 提高全局寻优能力。使用测试函数ZDT1~ZDT4验证MOPSO算法性能, 并与其他几个典型的多目标优化算法进行比较分析。采用IEEE30节点系统验证了该算法的实用性和效果。

## 1 多目标无功优化数学模型

电力系统的无功优化问题是一个多目标、多变量、多约束的混合非线性规划问题, 其控制变量既有连续变量发电机节点电压和无功出力, 又有离散变量有载调压分接头档位、补偿电容投切组数, 使得优化过程复杂。本文采用有功损耗和电压偏差最小作为优化的目标。

目标函数:

$$f_1(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = P_{\text{loss}} = \sum_{k=1}^N G_k(i, j) [V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j)] \quad (1)$$

$$f_2(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \sum_{i=1}^n \left( \frac{V_i - V_i^{\text{spec}}}{\Delta V_i^{\text{max}}} \right)^2 \quad (2)$$

式中:  $n$ 是节点数目;  $N$ 是支路数;  $G$ 是电导;  $V_i$ 是节点电压;  $\delta$ 是电压相角;  $\Delta V_i^{\text{max}}$ 是最大电压偏差;  $V_i^{\text{spec}}$ 是期望电压幅值。

控制变量:

$$\mathbf{X}_1 = [V_G^T, Q_C^T, T^T]^T \quad (3)$$

式中:  $V_G$ 是发电机电压(设定值);  $Q_C$ 是补偿电容;  $T$ 是可调变压器变比。

状态变量:

$$\mathbf{X}_2 = [V_L^T, Q_G^T]^T \quad (4)$$

式中:  $V_L$ 是负荷节点电压;  $Q_G$ 是发电机无功出力。

潮流约束:

$$g(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \begin{cases} P_{Gi} - P_{Li} = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ Q_{Gi} + Q_{Ci} - Q_{Li} = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $P_G$ 是发电机注入有功;  $P_L$ 是负荷消耗有功;  $Q_L$ 是负荷消耗无功;  $B$ 是电纳。

不等式约束:

$$V_{G\text{min}} \leq V_{Gi} \leq V_{G\text{max}} \quad i = 1, 2, \dots, N_G$$

$$T_{j\text{min}} \leq T_j \leq T_{j\text{max}} \quad j = 1, 2, \dots, N_T$$

$$C_{k\text{min}} \leq C_k \leq C_{k\text{max}} \quad k = 1, 2, \dots, N_C$$

$$V_{L\text{min}} \leq V_{Li} \leq V_{L\text{max}} \quad i = 1, 2, \dots, N_D$$

$$Q_{Gj\text{min}} \leq Q_{Gj} \leq Q_{Gj\text{max}} \quad j = 1, 2, \dots, N_G$$

其中:  $N_G$ 是发电机节点数;  $N_T$ 是可调变压器节点数;  $N_C$ 是补偿电容节点数;  $N_D$ 是负荷节点数。

从上面的无功优化模型可以看出, 两个目标间并非简单的线性关系, 依靠加权法不能准确地给出二者的关系, 不能有效地提供多样化的选择。本文采用第三节提出的多目标优化算法来求解电力系统无功优化问题。

## 2 多目标粒子群优化算法

### 2.1 粒子群算法

粒子群优化(PSO)由Kennedy和Eberhart于1995年提出<sup>[13]</sup>。PSO是一种基于群体的优化工具, 是非线性优化问题、组合优化问题和混合整数非线性优化问题的有效优化工具。目前已经广泛应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制以及其他遗传算法的应用领域<sup>[14]</sup>。PSO的优势是算法简洁, 易于实现, 没有很多参数需要调整, 且不需要梯度信息, 特别适合工程应用。因此本文采用基于粒子群算法的多目标优化算法。

粒子群算法模型:

$$v_i(t) = wv_i(t-1) + c_1 r_1 (p_i - x_i(t-1)) + c_2 r_2 (p_g - x_i(t-1)) \quad (6)$$

$$x_i(t) = v_i(t) + x_i(t-1) \quad (7)$$

式中:  $x_i$ 为粒子位置;  $v_i$ 为粒子飞行速度;  $w$ 为惯性权重;  $c_1$ ,  $c_2$ 为加速度系数;  $r_1$ ,  $r_2$ 为在 $[0, 1]$ 范围变化的随机数;  $p_i$ 为个体最优粒子的位置;  $p_g$ 为全局最优粒子的位置。

$w$ 按式(8)自适应调整, 以增强算法的全局搜索能力。采用自适应的 $c_1$ 、 $c_2$ , 初期以较大的 $c_1$ 增强局部搜索能力, 后期以较大的 $c_2$ 增强全局搜索能力。

$c_1, c_2$ 分别由式(9)、(10)决定<sup>[15]</sup>。

$$w = w_0 + r(w_1 - w_0) \quad (8)$$

$$c_1 = (c_{1f} - c_{1i}) \text{iter}/\text{MAXITER} + c_{1i} \quad (9)$$

$$c_2 = (c_{2f} - c_{2i}) \text{iter}/\text{MAXITER} + c_{2i} \quad (10)$$

式中:  $w_0 \in [0, 1]$ ,  $w_1 > w_0$ 均为常数,  $w_0$ 建议的范围是 $[0, 0.5]$ ;  $r$ 是在 $[0, 1]$ 分布的随机数;  $c_{1f}, c_{1i}, c_{2f}, c_{2i}$ 均为常数;  $\text{iter}$ 为当前代数;  $\text{MAXITER}$ 为总迭代次数。

## 2.2 解的评价

Parsopoulos等率先采用PSO用于求解多目标优化问题, 利用加权法将多目标问题转化为单目标问题<sup>[16]</sup>。但该算法对于高维、多峰问题效果不好。2002年, Deb提出非支配排序遗传算法(NSGA-II)<sup>[17]</sup>, 该算法中采用了拥挤距离的策略使该算法具有较好的多样性。非支配排序的思想是: 按目标函数值将所有不被其他解支配的解构成的解集作为前沿1, 在剩余解中将所有不被其他解支配的解构成的解集作为前沿2, 重复上面的操作直至将所有解排序。本文算法正是采用的该策略。

## 2.3 解的选择

本算法的选择策略, 引入了循环拥挤距离的思想以提高多样性。当代解集 $P_t$ 在每一次经PSO计算后会产生其子代 $Q_t$ , 将 $P_t, Q_t$ 的目标函数集组合为 $M$ , 对 $M$ 进行非支配评价, 并采用循环拥挤距离, 以此得到对应的下一代解集 $P_{t+1}$ 。

循环拥挤距离策略:

按照非支配排序策略选出当前的子非支配解集, 并将前沿放入 $P_{t+1}$ 中, 直至某代前沿加入 $P_{t+1}$ 后恰好多于所要求规模。此时, 对该前沿上的解计算拥挤距离找出拥挤距离最小的解并剔除, 再对剩余的该前沿上的解计算拥挤距离找出拥挤距离最小的解剔除, 直至所剩解正好能与前面所选到 $P_{t+1}$ 中的一起能满足所要求的规模。

## 2.4 引导粒子的选择

引导粒子能指引粒子的飞行。在前期的工作中提出了采用动态加权法选择引导粒子<sup>[18-19]</sup>。在多目标优化问题中, 最优粒子是最优前沿, 是一个集合。按式(11)选择引导粒子。

$$\text{fitness} = 1 / \sum_{i=1}^M w_i f_i(\mathbf{x}) \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^M w_i = 1$$

采用式(11)计算Pareto解集中各个粒子适应度。当前适应度最大的粒子就是全局最优粒子。式中 $w_i$ 为随机值,  $M$ 为最优粒子数目。

## 2.5 变异

局部最优是大多优化算法都会面临的难题,

PSO也不能例外。变异操作可以增强粒子的全局搜索能力, 提高解的多样性。当变异产生某个优异粒子时, 该粒子能够对其他解产生吸引作用, 以此帮助逃出局部最优。因此, MOPSO采用变异策略来增强粒子对局部最优的逃逸能力。

MOPSO采用的变异策略是: 当整群粒子的飞行速度都小于一限定值时, 在规定范围内随机改变某些粒子速度的某些维上的值, 以增加粒子的全局搜索能力。具体的变异操作见式(12)。

$$v_m = 2(r_3 - 1) \cdot \beta \cdot V_{\max} \quad (12)$$

$$x_i^d(t) = x_i^d(t) + v_m$$

式中:  $v_m$ 是变异值;  $\beta \in [0, 1]$ 为变异系数, 用于调节变异程度;  $r_3$ 为在 $[0, 1]$ 范围变化的随机数;  $x_i^d$ 表示第 $i$ 个粒子的随机选中的第 $d$ 维。

## 3 多目标粒子群算法的性能验证

MOPSO采用ZDT1~ZDT4验证性能。采用收敛度 $Y$ 和多样性 $\Delta$ 评价算法的收敛性和多样性<sup>[17]</sup>。MOPSO算法流程如4.3节所示。

选用算法NSGA-II<sup>[17]</sup>和PESA-II<sup>[20]</sup>, NSPSO<sup>[21]</sup>, RM-MEDA<sup>[22]</sup>与MOPSO对比。NSGA-II和NSPSO种群大小是100, 迭代次数为250次; PESA-II种群大小是10, 迭代次数是2500次; 函数评价都是25000次。输出的Pareto解集大小均是100。NSGA-II和PESA-II中 $p_c$ 取0.9,  $p_m=1/n$ 。NSPSO中 $c_1=1, c_2=2$ ,  $w$ 是从1.0线性下降到0.4。MOPSO算法参数经验地选取为:  $w_0=0.35, w_1=1.0, \beta=0.1$ , 种群规模  $N=100$ , 迭代次数  $N_f=250$ , 算法重复运行50次。采用Matlab编程, 仿真实验在CPU为2.0 G的PC机上进行。

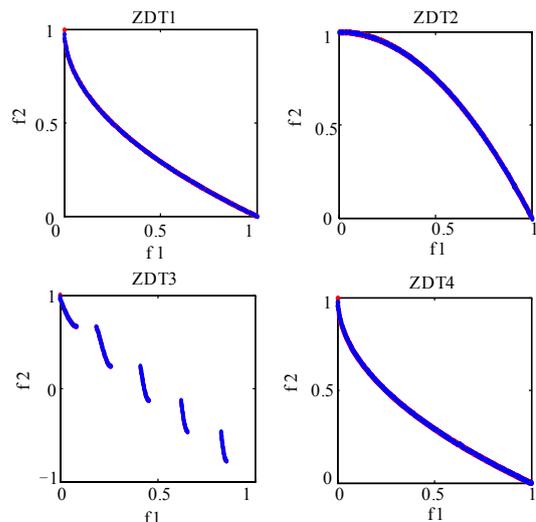


图1 MOPSO算法在ZDT1~ZDT4上的Pareto解

Fig.1 Pareto solutions of MOPSO on ZDT1~ZDT4

MOPSO算法在ZDT1~ZDT4上的Pareto解如图1所示。由表1和表2的收敛度Y和多样性Δ知MOPSO在收敛性和多样性上与其他几种典型优化算法相比都有较好的竞争力。

表1 收敛度Y比较(M-平均值, VAR-方差)

Tab.1 Comparison of convergence Y

		ZDT1	ZDT2	ZDT3	ZDT4
NSGA-II	(M)	0.033 48	0.072 39	0.114 50	0.513 05
	(VAR)	0.004 75	0.031 68	0.007 94	0.118 46
PESA-II	(M)	0.001 05	0.000 74	0.007 89	9.982 54
	(VAR)	0.000 00	0.000 00	0.000 11	20.134 0
NSPSO	(M)	0.006 42	0.009 51	0.004 91	4.957 75
	(VAR)	0.000 00	0.000 00	0.000 00	7.436 01
RM-MEDA	(M)	0.021 21	0.029 19	0.044 18	53.703 33
	(VAR)	0.000 02	0.000 17	0.000 14	5.379 64
MOPSO	(M)	0.000 93	0.000 79	0.004 8	0.152 8
	(VAR)	0.000 00	0.000 00	0.000 00	0.039 1

表2 多样性Δ比较(M-平均值, VAR-方差)

Tab.2 Comparison of diversity Δ

		ZDT1	ZDT2	ZDT3	ZDT4
NSGA-II	(M)	0.390 31	0.430 77	0.738 54	0.702 61
	(VAR)	0.001 87	0.004 72	0.019 71	0.064 65
PESA-II	(M)	0.848 16	0.892 92	1.227 31	1.011 36
	(VAR)	0.002 87	0.005 74	0.029 25	0.000 72
NSPSO	(M)	0.906 95	0.921 56	0.620 72	0.964 62
	(VAR)	0.000 00	0.000 12	0.000 69	0.001 56
RM-MEDA	(M)	0.385 90	0.365 60	0.811 03	0.764 47
	(VAR)	0.000 57	0.005 31	0.004 04	0.004 15
MOPSO	(M)	0.554 6	0.530 2	0.472 8	0.582 2
	(VAR)	0.001 2	0.000 95	0.000 35	0.029 4

## 4 多目标粒子群算法应用于无功优化

无功优化问题具有多目标的性质,其变量既有控制变量又有状态变量,既有连续变量又有离散变量,下面将详述多目标粒子群算法在无功优化上的具体应用。

### 4.1 编码

如第二节所述,控制变量发电机电压  $V_G$  为连续变量、补偿电容组数  $Q_C$  和可调变压器变比  $T$  为离散变量。由此有粒子编码为

$$[V_{G1}, V_{G2}, \dots, V_{G_{N_G}}, T_1, T_2, \dots, T_{N_T}, Q_{C1}, Q_{C2}, \dots, Q_{C_{N_C}}]$$

MOPSO 中上述变量在迭代中采用的均是连续的实数编码,在潮流计算时对  $Q_C$  和  $T$  取整。

### 4.2 约束

对于控制变量可以在初始化和更新后使其限制到规定的取值范围。但是状态变量却不能照搬该法,因为它们是由等式约束决定的。对于状态变量负荷节点电压  $V_L$  和 PT 节点的无功  $Q_G$  采用罚函数,增大越限粒子所有函数值,以使其在迭代中有较低的生存能力。对于等式约束,当潮流方程求解不收敛时也采用惩罚数,淘汰该解。

### 4.3 多目标粒子群优化算法无功优化流程

- 1) 读入系统和算法数据(含电力网络数据和算法参数)。
- 2) 初始化粒子群  $X_1$  及其速度,设定个体最优粒子  $p_i$ 。
- 3) 潮流计算,评价  $X_1$  各粒子,采用非支配排序策略得到非支配解集。
- 4) 采用动态加权法从当代非支配解集得到粒子群的引导粒子  $p_g$ 。
- 5) 采用粒子群算法公式更新各粒子的速度,并得到当前解的子代  $X_1'$ 。
- 6) 潮流计算,评价  $X_1'$  各粒子。
- 7) 合并  $X_1$ 、 $X_1'$  得到  $X$ ,采用非支配排序、拥挤距离策略得到新的  $X_1$ 。
- 8) 判断是否陷入局部最优,若是采用变异策略。
- 9) 判断是否达到终止条件,若是结束,否转至4)。

## 5 无功优化算例

采用IEEE30系统来进行计算分析。该系统基准功率为100 MVA,共有30个节点、41条支路、6个发电机节点、4条可调变压器支路、4个无功补偿节点。发电机节点电压上限1.05,下限0.95。可调变压器变比上限1.1,下限0.9,变比步长为0.01。无功补偿节点可调上限0.36,下限-0.12,步长0.06<sup>[23]</sup>。以上控制变量均取标么值。其他网络参数及限制见文献[24]。该系统初始有功损耗为0.059 9,电压偏差为6.232 5<sup>[23]</sup>。设置MOPSO的种群规模为100,最大迭代数为100。

图2即为MOPSO得到的一组解,可以清晰地得到有功损耗与电压偏差之间存在的竞争关系。这两个目标函数间存在着较大的矛盾,不是按照线性变化。当有功损耗很小时电压偏差不能同时很小,在实际情况中不一定能满足电压质量的要求。当电压偏差很小时,有功损耗不能满足经济性的要求。从解的分布来看,最优前沿分布均匀,具有较好的多样性,也即是给用户提供了多样化的选择。用户

可以根据不同的情况自己选择所需的策略,这也体现了多目标优化的工程实际意义。图 3 给出了 10 组数据的叠加结果,不难看出,算法具有较好的稳定性。

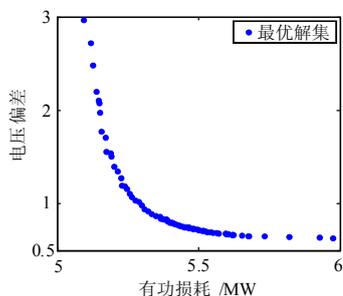


图2 MOPSO的优化结果

Fig.2 Pareto solutions of MOPSO

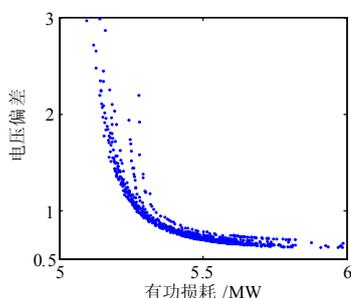


图3 MOPSO 10组数据叠加结果

Fig.3 Superposition of solutions of ten

表 3 给出了 MOPSO 与 GA<sup>[23]</sup>的性能对比。由 MOPSO 得到的最小有功损耗及电压偏差均优于 GA 所得的结果。

表3 MOPSO与GA在无功优化中的对比

Tab.3 Comparison between MOPSO and GA

		MOPSO	GA
有功损耗/pu	最小值	0.050 46	0.051 7
	减小比	15.76%	13.69%
电压偏差	最小值	0.636 8	0.832 7
	减小比	89.78%	86.64%

## 6 结语

电力系统无功优化具有多目标性,传统的做法是将其转换为单目标求解,这样的处理忽略了多个目标间的竞争关系。针对无功优化问题中的多目标特性,本文研究了多目标粒子群算法,为无功优化提供了一种性能较好的算法。通过引入非支配排序、拥挤距离以及变异策略,提高了算法的收敛性和多样性。通过测试函数 ZDT1~ZDT4 验证了算法的性能。在 IEEE30 系统中, MOPSO 能清晰地给出电力系统有功损耗与电压偏差间的竞争关系,并能

为用户提供均匀分布的多样化的备选解,通过多次结果的叠加显示了该算法的稳定性。比较 MOPSO 和 GA 的优化性能,得到较满意的结果。但是无功优化中由于有些变量是离散变量,对于离散变量的处理还需要在今后的工作中加以强调。

## 参考文献

- [1] 朱太秀. 电力系统优化潮流与无功优化[J]. 电网技术, 1990, 14 (4): 23-25.  
ZHU Tai-xiu. An approach of optimal power flow and reactive power optimization[J]. Power System Technology, 1990, 14 (4): 23-25.
- [2] Eric H. Network constrained reactive power control using linear programming[J]. IEEE Trans on PAS, 1980, 99 (6): 136 - 140.
- [3] Burchett R C, et al. Quadratic convergent optimal power flow[J]. IEEE PAS, 1984, 103 (11): 3267-3275.
- [4] Aoki K, Fan M, Nishikori A. Optimal VAR planning by approximation method for recursive mixed linear programming[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1988, 3 (4): 1741-1747.
- [5] Liang R H. Cheng C K. Dispatch of main transformer ULTC and capacitors in a distribution system[J]. IEEE Trans on PD, 2001, 16 (4): 625-630.
- [6] 文福栓, 韩祯祥. 人工神经网络模型的无功电源最优分布及经济调度[J]. 中国电机工程学报, 1992, 12 (3): 20-28.  
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang. The optimal distribution of reactive power sources and economic load dispatching via an artificial neural network model[J]. Proceedings of the CSEE, 1992, 12 (3): 20-28.
- [7] 丁晓群, 廖亨利, 周玲. 地区电网无功电压实时闭环控制软件[J]. 电力系统自动化, 2001, 25 (21): 66-67.  
DING Xiao-qun, LIAO Heng-li, ZHOU Ling. Reactive power/voltage based closed loop control software[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25 (21): 66-67.
- [8] Tomsovic K. A fuzzy linear programming approach to the reactive power/ voltage control problem[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1992, 7 (1): 287-293.
- [9] 周皓, 周晖. 电网无功电压综合控制的改进SA算法[J]. 继电器, 2004, 32 (1): 24-27.  
ZHOU Hao, ZHOU Hui. The improved SA algorithm in VAR and voltage control of power system[J]. Relay, 2004, 32 (1): 24-27.
- [10] 张勇军, 任震, 钟红梅, 等. 基于灾变遗传算法的无功规划优化[J]. 电力系统自动化, 2002, 26 (23): 1-4.  
ZHANG Yong-jun, REN Zhen, ZHONG Hong-mei, et al. Cataclysmic genetic algorithms based optimal reactive

power planning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26 (23) : 1-4.

[11] 刘明波, 李健, 吴捷. 求解无功优化的非线性同伦内点法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22 (1) : 1-7.  
LIU Ming-bo, LI Jian, WU Jie. Nonlinear homogeneous interior-point method for reactive-power optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22 (1) : 1-7.

[12] Lou S H, Wu Y W, Xiong X Y, et al. A parallel PSO approach to multi-objective reactive power optimization with static voltage stability consideration[C]// Transmission and Distribution Conference, IEEE. Peru. 2006: 172-176.

[13] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// Proc IEEE International Conf on Neural Networks. Perth(Australia):1942-1948.

[14] Konstantinos E, Parsopoulos, Michael N, et al. On the computation of all global minimizers through particle swarm optimization[J]. IEEE Trans Evol Comput, 2004, 8 (3) : 211-224.

[15] Asanga R, Saman K, Halgamuge. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8 (3) : 240-255.

[16] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Particle swarm optimization in multiobjective problems[C]. //Proceeding of the ACM 2002 Symposium on Applied Computing. Spain(Madrid): 2002: 603-607.

[17] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2) : 182-197.

[18] Mahfouf M, Chen M Y, Linkens D A. Adaptive weighted particle swarm optimization for multi-objective optimal design of alloy steels[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004, 3242: 762-771.

[19] 陈民铀, 张聪誉, 罗辞勇. 基于自适应进化粒子群算法的多目标优化方法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21 (22) : 7061-7065.  
CHEN Min-you, ZHANG Cong-yu, LUO Ci-yong. An adaptive evolutionary particle swarm algorithm for multi-objective optimization[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21 (22) : 7061-7065.

[20] Corne D W, Jerram N R, Knowles J D, et al. PESA-II: Region-based selection in evolutionary multiobjective optimization[C]. //Proc of the Genetic and Evolutionary Computing Conf. Morgan(Kaufmann): 2001: 283-290.

[21] Li X D. A non-dominated sorting particle swarm optimizer for multiobjective optimization[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2003, 2723: 37-48.

[22] Zhang Q F, Zhou A, Jin Y. RM-MEDA: a regularity model-based multiobjective estimation of distribution algorithm[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 12 (1) : 41-63.

[23] 冯士刚, 艾芊. 利用强度Pareto进化算法的多目标无功优化[J]. 高压电技术, 2007 (9) : 115-119.  
FENG Shi-gang, AI Qian. Multi-objective reactive power optimization using SPEA2[J]. High Voltage Engineering, 2007 (9) : 115-119.

[24] 张伯明, 陈寿孙. 高等电力网络分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.  
ZHANG Bo-ming, CHEN Shou-sun. Advanced analysis of power system[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1996.

收稿日期: 2009-11-09; 修回日期: 2010-01-19

作者简介:

张聪誉 (1982-), 男, 硕士生, 主要研究方向是电力系统优化等; E-mail: zhang\_cy@foxmail.com

陈民铀 (1954-), 男, 博士生导师, 主要研究方向是智能控制、进化计算的多目标优化等;

罗辞勇 (1973-), 男, 博士, 主要研究方向是智能控制理论及应用等。

(上接第 152 页 continued from page 152)

[15] 许跃进. 应用运算曲线求取短路电流时电源计算电抗的通用算法[J]. 电力自动化设备, 2000, 20(4) : 22-24.  
XU Yue-jin. Common algorithm for computing power source calculating reactance in applying operational curve to solve fault current[J]. Electric Power Automation Equipment, 2000, 20 (4) : 22-24.

[16] 余晓丹, 周树棠, 余国平, 等. 两种实用短路计算方法分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2006, 18 (4) : 109-112.  
YU Xiao-dan, ZHOU Shu-tang, YU Guo-ping, et al. Discussion on two practical methods for fault current

calculation[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2006, 18 (4) : 109-112.

收稿日期: 2009-10-30; 修回日期: 2009-11-28

作者简介:

王 寓 (1986-), 男, 硕士研究生, 主要从事电力系统运行与优化研究; E-mail: wangyu795327@yahoo.com.cn

王主丁 (1964-), 男, 教授, IEEE 高级会员, 主要从事电力系统运行与优化研究;

张宗益 (1964-), 男, 教授, 博导, 研究方向为电力经济技术经济分析, 技术管理等。