

# 基于混合优化微分进化算法的电力系统无功优化

李秀卿<sup>1</sup>, 孙守刚<sup>1</sup>, 姜世金<sup>2</sup>, 许传伟<sup>2</sup>

(1. 东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 鸡西供电公司, 黑龙江 鸡西 158100)

**摘要:** 阐述了一种基于混合优化微分进化算法的无功优化方法。混合优化微分进化算法是一种直接随机搜索方法, 由在当前种群中随机采样的个体之间的基因差异来驱动, 混合优化微分进化算法的主要思想是采用不同的策略产生变异算子, 并在进化过程中采取父代和子代合群处理, 来提高进化速度。将该无功优化方法在 IEEE 30 节点系统上进行了校验, 并与基于其它算法的无功优化方法进行比较, 仿真结果表明该算法具有收敛速度快、鲁棒性好、计算精度高的优点。

**关键词:** 微分进化; 无功优化; 电力系统; 混合优化; 智能优化

## A hybrid optimization based on DE for optimal reactive power flow

LI Xiu-qing<sup>1</sup>, SUN Shou-gang<sup>1</sup>, JIANG Shi-jin<sup>2</sup>, XU Chuan-wei<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China;  
2. Jixi Power Supply Company, Jixi 158100, China)

**Abstract:** In this paper, a differential evolutionary algorithm based on hybrid optimization of reactive power optimization methods is proposed. Hybrid optimization differential evolutionary (HODE) algorithm is a direct random search method, which is driven by genetic difference among the stochastically sampled individuals in current population. The main idea of this method adopts different strategy for mutation operator, and incorporates the two generations to enhance evolutionary speed. The proposed reactive power optimization method is validated by IEEE 30-bus system and the obtained results are compared with those by other algorithms. Simulation results show that the proposed method possesses following advantages of good convergence performance, good robustness and high calculation accuracy.

**Key words:** differential evolution; reactive power optimization; power system; hybrid optimization; intelligent optimization

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)07-0026-04

## 0 引言

电力系统无功优化可以有效地改善电力系统的电压质量, 减少系统损耗和提高电压稳定性。无功优化的基本内容是在满足各种约束条件下利用无功控制手段, 如控制发电机和无功补偿设备的无功出力及可调变压器的分接头等, 提高电压水平, 降低系统有功损耗。在数学上, 它是一个复杂的多目标、多约束、非线性、非连续、混合整数优化问题。传统的数学优化方法, 如线性规划、非线性规划、二次规划、混合整数法等, 各自都有一定的优越性和适应性, 但是这些方法需要假设各控制变量是连续的, 而且要求目标函数可微, 求解时间很长, 易产生“维数灾”等问题。近年来随着计算机技术及人工智能技术的发展, 产生了遗传算法 GA (genetic algorithm), 粒子群算法 PSO (particle swarm optimization) 等一系列智能优化算法用以解决电力

系统优化问题, 并且取得了很大的进步。

1995年 Rainer Storn 和 Kenneth Price 提出的微分进化算法 (differential evolution algorithm, 以下简称 DE 算法) 是一种实数编码的基于种群进化的全局优化算法。已被证明在求优过程中具有高效性、收敛性、鲁棒性等优点<sup>[1~7]</sup>。DE 基本算法的核心思想是利用随机偏差扰动产生新的中间个体。其产生中间个体的方式决定了 DE 算法在许多问题上都有很好的收敛表现, 但搜索速度则相对缓慢, 如果优化问题是计算成本很高即每计算一次目标函数值都需要很长时间的问题, 那么过多次数的计算目标函数值就会使得算法不可行。因此减少算法收敛所需目标函数评价次数和收敛时间就具有很强的现实意义。

本文根据微分进化算法的搜索机理, 深入分析了变异算子产生对算法的影响, 并将父代与子代进行了合群处理来提高进化速度。提出一种提高算法

全局搜索性能的改进算法, 并通过对 IEEE 30 节点系统进行了仿真计算, 并与单纯的微分进化算法、粒子群算法的优化结果进行比较, 结果表明该算法具有收敛速度快、鲁棒性好、计算精度高等特点。

## 1 无功优化的数学模型

电力系统无功优化问题是一个多变量、非线性、多约束的组合问题, 其控制变量既有连续变量(如节点电压), 又有离散变量(有载调压分接头挡位、补偿电容器的投切组数), 使得优化过程十分复杂。进行无功优化计算一般要对发电机端电压、可调变压器变比、节点补偿无功做综合调整, 综合考虑目标函数和约束条件, 以下式做为群体优化的目标函数:

$$\min f(x_1, x_2) = \min [P_{\text{loss}} + \lambda_1 \sum_{\alpha} \left( \frac{V_i - V_{i\text{lim}}}{V_{i\text{max}} - V_{i\text{min}}} \right)^2 + \lambda_2 \sum_{\beta} \left( \frac{Q_i - Q_{i\text{lim}}}{Q_{i\text{max}} - Q_{i\text{min}}} \right)^2] \quad (1)$$

式中:  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  分别为违反电压约束和发电机无功出力约束的惩罚因子;  $\alpha$ 、 $\beta$  分别为违反节点电压约束和违反发电机无功出力约束的节点集合;  $V_{i\text{lim}}$ 、 $Q_{i\text{lim}}$  分别为节点  $i$  电压和无功的限值;  $V_{i\text{max}}$ 、 $V_{i\text{min}}$  分别为节点电压  $V_i$  的上限和下限;  $Q_{i\text{max}}$ 、 $Q_{i\text{min}}$  则分别为发电机节点的无功出力  $Q_i$  的上限和下限。

并且满足如下约束方程:

$$\begin{cases} P_i = V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) & i \in N_i, i \neq s \\ Q_i = V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) & i \in N_{pq} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} V_{G\text{min}} &\leq V_G \leq V_{G\text{max}} \\ K_{T\text{min}} &\leq K_T \leq K_{T\text{max}} \\ Q_{C\text{min}} &\leq Q_C \leq Q_{C\text{max}} \\ V_{L\text{min}} &\leq V_L \leq V_{L\text{max}} \\ Q_{G\text{min}} &\leq Q_G \leq Q_{G\text{max}} \\ S_L &\leq S_{L\text{max}} \end{aligned}$$

式中:  $x_1 \in R^n$  且  $x_1 = [V_G, K_T, Q_C]$  为控制变量, 分别指发电机机端电压、无功补偿容量和有载调压变压器变比;  $x_2 \in R^n$  且  $x_2 = [V_L, Q_G, P_{\text{ref}}]$  为状态变量, 分别是负荷节点电压、发电机无功出力和平衡节点的有功出力;  $N_{pq}$  是所有 PQ 节点的集合;  $S_L$  是支路通过的功率。

## 2 微分进化算法及改进

### 2.1 基本 DE 算法

#### 2.1.1 初始化

DE 算法首先在搜索空间内随机产生初始群体, 然后将群体中两个成员间的差向量增加到第三个成员的方法来生成新的个体。如果新个体的适应度值更好, 那么新产生的个体将代替原个体。通常, 初始种群的生成方法是从给定边界约束内的值中随机选择, 覆盖整个参数空间。设第  $i$  个体  $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})$ ,  $n$  为问题解空间的维数, 初始种群  $s = \{x_1, x_2, \dots, x_{N_p}\}$ ,  $X_i \in R^n$  为个体的集合。一般个体向量  $x_i$  的各个分量按下式产生:

$$x_{i,j} = x_{i,j\text{min}} + \text{rand}() (x_{i,j\text{max}} - x_{i,j\text{min}}) \quad (3)$$

式中:  $x_{i,j}$ 、 $x_{i,j\text{max}}$ 、 $x_{i,j\text{min}}$  分别为个体向量  $x_i$  的第  $j$  个分量的上限和下限。

#### 2.1.2 变异

对于第  $k+1$  代每个目标向量  $x_i^{k+1}$ , 基本 DE 方法变异向量  $v_i^{k+1} = (v_{i,1}^{k+1}, v_{i,2}^{k+1}, \dots, v_{i,n}^{k+1})$  产生方式为

$$v_{i,j}^{k+1} = x_{r_1,j}^k + F(x_{r_2,j}^k - x_{r_3,j}^k) \quad (4)$$

其中:  $x_{r_1,j}^k$ 、 $x_{r_2,j}^k$ 、 $x_{r_3,j}^k$  是从第  $k$  代除  $X_i^k$  之外的个体中随机选出的 3 个不同向量的  $j$  分量, 所以 DE 种群数量必须大于等于 4 以满足上述要求, 系数  $F \leq 1$  为控制微分量的参数。

#### 2.1.3 交叉

为增加干扰参数向量的多样性, 在 DE 算法中引入交叉操作, 则中间向量由变异向量和源向量生成, 其各个分量按下式计算

$$u_{i,j}^{k+1} = \begin{cases} v_{i,j}^{k+1}, & \eta_j \leq C_R \text{ 或 } j = q_j \\ x_{i,j}^k, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $q_j$  是从  $(1, n)$  中随机选择的一个整数, 用以保证本次操作必须有一位数经过交叉;  $\eta_j \in (0, 1)$  是针对第  $j$  维分量随即选择的控制参数, 交叉因子  $C_R \in (0, 1)$  为算法参数, 需要事先确定, 它控制着种群的多样性, 帮助算法从局部最优解中脱离出来。

#### 2.1.4 选择

在标准 DE 方法中, 使用的是一种“贪婪”选择模式: 当且仅当新个体的评价函数值更好时, 才被保留到下一代群体中; 否则, 父代个体仍然保留在种群中, 再一次作为下一代的父向量。

### 2.2 DE 算法的改进

### 2.2.1 合群处理

由前面对基本微分进化算法的介绍可知，进化是基于两个群体进行的，分别是父代群体和子代群体。具体过程就在父代群体里随机产生差异向量，对父代群体中的每个个体进行变异和交叉操作产生中间个体，再通过选择操作决定是保留原个体还是采用中间个体。再由子代群体作为父代群体重复上述操作，周而复始完成整个进化过程。显然这个过程存在着时间和空间的浪费。现由父代群体和子代群体两个群体的进化改为一个群体的进化。群体中对每个个体进行变异和交叉操作产生中间个体后立刻与原个体比较，如果符合要求立即替换掉原个体。这样在对下一个个体进行变异操作时，所用到的差异向量就有可能来自刚生成的新个体。新个体的优良基因将在当前群体就发挥作用，而不必留至下一代群体里才发挥作用，使得进化速度在一定程度上得以提高。

### 2.2.2 混合策略

DE 算法还有一些其它的策略，可以用符号 DE/X/Y/Z 来区分，其中 X 是确定将要变化的向量，X 是 Rand 或 Best 分别表示随机在群体选择个体或选择当前群体中的最好个体；Y 是需要使用差向量的个数；Z 表示交叉模式，当 Z 是 bin 表示交叉操作的概率分布满足二项式形式，当 Z 是 exp 表示满足指数形式。

一般来说，如果变异操作中的基点向量是随机抽取的，则算法全局收敛性好。不易陷入局部最优。但收敛所需目标函数评价次数和收敛时间也偏大；如果变异操作的基点向量选择了当前种群中的最优个体，则收敛速度相对较快，但搜索成功率则不高较易陷入局部最优。

基于以上思想，本文提出了基于混合优化的微分进化改进算法 (hybrid Optimization differential evolution HODE)。即如果按照 DE/rand/1/bin 优化策略所得候选个体的适应度相对于当前个体没有得到改善。则利用 DE/best/1/bin 优化策略获得一个新的候选个体。并重新进行选择操作。

## 3 基于 HODE 算法的无功优化

HODE 算法应用于无功优化问题时可理解为：电力系统环境下的一组初始潮流解，受各种约束条件约束，通过目标函数评价其父代、子代个体优劣，评价值低的被抛弃，评价值高的将其特征迭代至下一轮解，最后趋向优化。

无功优化问题中既包含连续变量，又包含离散的整数控制变量。HODE 算法处理混合整数优化问

题的一般方法是将个体归整为相近的整数，本文通过映射编码和取整的方法对离散变量进行处理。

基于 HODE 算法的无功优化流程图如图 1 所示。

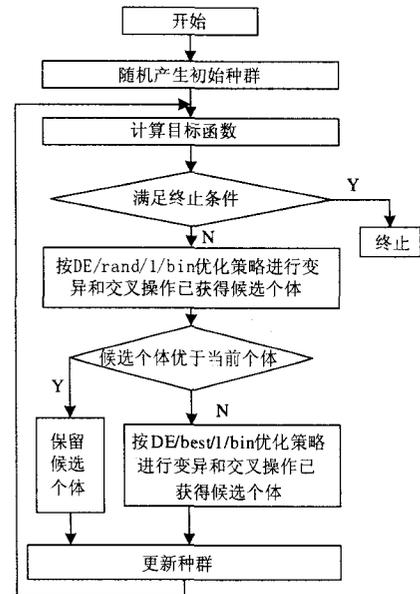


图 1 基于 HODE 算法的无功优化流程图

Fig.1 Flow chart of HODE-based reactive power optimization

## 4 算例分析

本文采用 IEEE 30 节点来验证 HODE 算法的优化效果。为了验证算法的有效性，分别与标准粒子群 (PSO)、标准微分进化 (DE) 进行了比较。运用 Matlab7.0 进行编程计算的结果如下。

IEEE 30 节点系统包括 6 台发电机、4 台有载调压变压器，初始状态  $\sum P_g=2.9182$ 、 $\sum P_{loss}=0.08324$ ，节点和支路数据参见文献[9]。

控制参数的选择对 DE 算法的搜索性能有较大的影响，根据经验种群数量  $N_p$  可选择在 5~10 倍的问题维数之间。较大的  $F$  和  $CR$  增加了算法跳出局部最优的可能性，如果  $F$  和  $CR$  过大则算法的收敛速度明显降低，过小则可能陷入局部最优。因此本文将种群数量  $N_p$  设置为 50，比例因数  $F$  为 0.5、交叉因数  $CR$  为 0.7。最大的迭代次数为 100。优化结果如表 1。

由表 1 和表 2 可以看出采用 HODE 算法进行优化后系统  $P_{loss}=0.06732$ ，网损下降率为 18.55%。且所有约束条件均得到满足。为验证算法的稳定性，对该算例进行 100 次计算，由图 2 可以看出系统网损在 0.06732 小范围内上下波动。因此该算法稳定且具有较强的鲁棒性。

表 1 3 种算法的优化结果对比

Tab.1 Comparison of the optimized results among three algorithms

所用方法	$\Sigma P_g/\text{pu}$	$\Sigma P_{\text{loss}}/\text{pu}$	$\Sigma P_{\text{loss}}/(\%)$	所用时间/s
PSO	2.902 7	0.067 74	13.81	37.12
DE	2.902 5	0.067 50	16.93	40.53
HODE	2.902 3	0.067 32	18.55	56.71

表 2 采用不同算法优化控制后的变量

Tab.2 The values of control variables after optimization by different comparison algorithm

控制变量	节点号	PSO	DE	HODE
$U_1/\text{pu}$	1	1.066 5	1.066 8	1.057 4
$U_2/\text{pu}$	2	1.046 6	1.061 0	1.052 9
$U_3/\text{pu}$	5	1.032 4	1.045 8	1.027 2
$U_4/\text{pu}$	8	1.031 4	1.049 1	1.041 2
$U_5/\text{pu}$	11	1.028 3	1.088 5	1.037 4
$U_6/\text{pu}$	13	1.006 2	1.067 7	1.060 2
$T_1$	6—9	1.0250	1.000 0	1.000 0
$T_2$	6—10	1.0000	1.075 0	1.100 0
$T_3$	4—12	1.0250	0.975 0	1.000 0
$T_4$	28—27	0.975 0	0.975 0	0.975 0
$Q_{C3}/\text{pu}$	3	0.048 0	-0.096 0	0.096 0
$Q_{C10}/\text{pu}$	10	0.096 0	0.096 0	0.360 0
$Q_{C24}/\text{pu}$	14	0.096 0	0.048 0	0.144 0

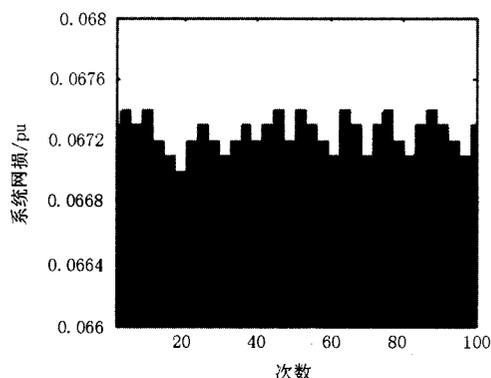


图 2 优化结果的对比

Fig.2 Comparison of the optimized results

由图 3 可见, HODE 算法在开始几代下降速度很快, 显示了算法寻优机制的有效性和优越性, 同时, 合群处理和变异算子的混合产生策略, 使得算法拥有更快的收敛速度和强大的跳出局部最优的能力。从结果看出 HODE 迭代 35 次就已达达到较精确的水平, 因此, 本文提出的基于混合优化微分进化方法应用于电力系统无功优化中是比较可行的一种方法。

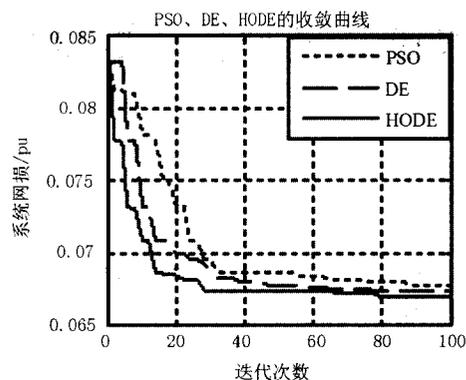


图 3 采用 PSO、DE、HODE 算法时目标函数收敛曲线

Fig.3 Convergence curves of object function with PSO,DE,and HODE algorithm

## 5 结论

本文对微分进化算法的变异算子的产生采用不同的策略, 加快了算法的搜索效率, 并在进化过程中采取了父代和子代合群处理, 进一步提高了算法的全局搜索能力, 通过对 IEEE 30 典型测试系统的计算分析表明, 本文提出的算法在解决电力系统无功优化问题上具有快速、高效、准确的优点。因此, 该算法对求解大规模电力系统无功优化问题将有重要的启发意义。

## 参考文献

- [1] Rainer Storm, Kenneth Price. Differential Evolution—a Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization Over Continuous Spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4):341-359.
- [2] 梁才浩, 段献忠. 基于差异进化和 PC 集群的并行无功优化[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(1): 29-34. LIANG Cai-hao, DUAN Xian-zhong. Parallel Reactive Power Optimization Based on Differential Evolution and PC-cluster [J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(1): 29-34.
- [3] Chiou J P, Chang C F, Su C T. Variable Dcaling Hybrid Differential Evolution for Solving Network Reconfiguration System[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(2):668-674.
- [4] Lin Y C, Hwang K S, Wang F S. Plants Scheduling and Planning Using Mixed-integer Hybrid Differential Evolution with Multiplier Updating[A]. In: Proceedings of IEEE Evolutionary Computation Conference[C]. La Jolla Perth: 2000.593-600.
- [5] Qing A Y. Dynamic Differential Evolution Strategy and Applications in Electromagnetic Inverse Scattering Problems [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(1):116-125.

(下转第 39 页 continued on page 39)

单易行、收敛速度快的优点,但也存在着容易陷入局部极值的缺点。本文对二进制 PSO 算法稍加改进,将其应用于求解配电网故障定位问题,阐述了运用该算法求解的基本原理和步骤。仿真结果表明,该算法能够对配电网单点和多点故障进行准确定位,收敛性好。本文阐述的算法和仿真主要是针对单电源辐射型配电网的,对于多电源并列运行的配电网,需要考虑将其转换为多个单电源配电网定位问题,方法参考文献[6],再分别用本文介绍的算法求解。

### 参考文献

- [1] 刘健,倪建立,邓永辉. 配电自动化系统[M]. 北京:中国水利水电出版社,2002.  
LIU Jian, NI Jian-li, DENG Yong-hui. Distribution Automation System[M]. Beijing: China Water Power Press, 2002.
- [2] 刘健,倪建立,杜宇. 配电网故障区段判断和隔离的统一矩阵算法[J]. 电力系统自动化,1999,23(1):31-33.  
LIU Jian, NI Jian-li, DU Yu. The Unified Matrix Algorithm for Fault Section Detection and Isolation in Distribution System[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(1): 31-33.
- [3] 杜红卫,孙雅明,刘弘靖,等. 基于遗传算法的配电网故障定位和隔离[J]. 电网技术,2000,25(5):52-55.  
DU Hong-wei, SUN Ya-ming, LIU Hong-jing, et al. Fault Section Diagnosis and Isolation of Distribution Networks Based on Genetic Algorithm[J]. Power System Technology, 2000, 25(5): 52-55.
- [4] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization[A]. In: IEEE World Intel Conf on Neural Networks[C]. Perth (Australia): 1995. 1942-1948.
- [5] Kennedy J, Eberhart R. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm[C]. In: Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics[C]. 1997.4104-4108.
- [6] 卫志农,何桦,郑玉平. 配电网故障区间定位的高级遗传算法[J]. 中国电机工程学报,2002,22(4):127-130.  
WEI Zhi-nong, HE Hua, ZHENG Yu-ping. A Refined Genetic Algorithm for the Fault Sections Location[J]. Proceedings of CSEE, 2002, 22(4): 127-130.
- [7] Eberhart R, Shi Y. Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization[A]. In: Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway(NJ, USA): 2000.84-88.
- [8] Shi Y, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimizer[A]. In: Proceedings of 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence[C]. 1998. 69-73.
- [9] 靳晓凌,赵建国. 基于改进二进制粒子群优化算法的负荷均衡化配电网重构[J]. 电网技术,2005,29(23):40-43.  
JIN Xiao-ling, ZHAO Jian-guo. Distribution Network Reconfiguration for Load Balancing Based on Improved Binary Particle Swarm Optimization[J]. Power System Technology, 2005, 29(23): 40-43.

收稿日期:2008-05-23; 修回日期:2008-07-02

#### 作者简介:

李超文(1982-),男,硕士研究生,主要研究方向为配电网故障诊断,配电网自动化;E-mail:lichawen1982@163.com

何正友(1970-),男,教授,博士生导师,主要从事信号处理和信息理论在电力系统故障诊断中的应用、新型继电保护原理、配电网自动化等方向的研究工作;

张海平(1985-),男,硕士研究生,主要研究方向为变电站综合自动化。

(上接第29页 continued from page 29)

- [6] Storn R. Designing Nonstandard Filters Differential Evolution[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(1):103-106.
- [7] 冯琦,周德云. 基于微分进化算法的时间最优路径规划[J]. 计算机工程与应用,2005,41(12):74-75.  
FENG Qi, ZHOU De-yun. Time Optimal Path Planning Based on Differential Evolution Algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2005, 41(12): 74-75.
- [8] 李颖,徐桂芝,等. 微分进化算法在头部电阻成像的应用[J]. 中国生物医学工程学报,2005,24(6):672-675.  
LI Ying, XU Gui-zhi, et al. Application of DE Algorithm for Brain Imaging Using EIT[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2005, 24(6): 672-675.
- [9] 张伯明,陈寿孙. 高等电网络分析[M]. 北京:清华大学出版社,1996.
- [10] 王凌智. 能优化算法及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,2001.1-6.

收稿日期:2008-05-18; 修回日期:2008-06-04

#### 作者简介:

李秀卿(1954-),男,教授,研究方向为电力系统规划、电力系统经济调度;

孙守刚(1981-),男,硕士研究生,研究方向为电力系统规划与运行;E-mail:sunsg123@163.com

姜世金(1963-),男,工程硕士,主要从事电力系统运行和控制方面的研究。