

## 基于滤子混合协同进化算法的无功优化

张宏立, 李远梅<sup>†</sup>

(新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830047)

**摘要:** 混合整数非线性规划问题存在于大量工程和管理中, 针对此问题提出一种滤子混合协同进化算法. 利用滤子技术代替罚函数处理约束条件, 采用混合编码和由差分进化算法与遗传算法异构的种群协同解决混合整数变量问题, 引入基于平均熵和 Logistic 混沌初始化增加算法鲁棒性, 利用自适应缩放因子和精英交流学习策略构成策略协同, 与种群协同耦合, 以提高算法搜索能力. 以 IEEE30 节点测试系统进行无功优化为例, 仿真结果表明所提出的算法具有全局搜索能力和有效性.

**关键词:** 混合整数非线性规划; 滤子技术; 协同进化; 差分进化算法; 无功优化

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## The research of reactive power flow based on filter hybrid co-evolutionary algorithms

ZHANG Hong-li, LI Yuan-mei<sup>†</sup>

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

**Abstract:** There are abundant mixed-integer nonlinear programming problems in actual engineering and management. For this, a filter hybrid co-evolutionary algorithm is proposed, which utilizes filter technology to deal with constraints instead of penalty function. Hybrid coding and heterogeneous population co-evolution composed of differential evolution and genetic algorithm are proposed for solving mixed-integer. The introduction of the average entropy and Logistic chaos initialization population increases the algorithm's robustness. To improve the search capability, the strategy of cooperative composed of adaptive scaling factor strategy and elite exchange learning strategy is presented, which couples with the population co-evolution into the filter hybrid collaborative evolutionary algorithm. The reactive power optimization results of an actual 30-bus power system show that the proposed algorithm possesses global search ability and effectiveness.

**Keywords:** mixed-integer nonlinear programming; filter technology; co-evolutionary; differential evolution; reactive power flow

## 0 引言

混合整数非线性规划问题(MINP)广泛存在于电气<sup>[1]</sup>、机械、化工等实际工程中. 求解MINP的传统方法有分支定界法、广义Benders分解法和外近似法等. 由于MINP问题同时具有实数变量和离散变量, 随着变量维数增加, 计算量增大, 传统算法具有一定的局限性. 进化算法提出后, 学者逐步利用蚁群算法、遗传算法<sup>[2]</sup>、差分进化算法<sup>[3]</sup>求解MINP问题, 其中电力系统无功优化问题便是一类典型的混合整数非线性规划问题.

Fletcher等<sup>[4]</sup>提出了滤子技术, 用以解决非线性规划问题, 由适应度函数和约束违反度函数构成滤子

数对, 通过探测新的滤子数对能否被原滤子集支配获得搜索方向, 以避免罚函数中惩罚因子的选取. 文献[4]证明, 若目标函数值或约束违反度充分下降, 则新滤子被接受, 其数值结果比传统的罚函数方法好. 文献[5]通过改变步长代替信赖域半径, 提出了一种改进的过滤方法来求解非线性半定规划问题, 并证明其全局收敛性. 学者们逐步将滤子技术与序列二次规划方法、线搜索、非线性方程、增广拉格朗日方法等结合, 用以解决不同领域的优化问题<sup>[6]</sup>. Wang等<sup>[7]</sup>使用滤子技术代替选择算子和适应度函数, 利用优胜劣汰保留较优个体, 以保证种群稳定地进化; 提出了滤子遗传算法, 运用马尔科夫链和状态转移矩阵分析

收稿日期: 2016-07-08; 修回日期: 2016-09-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51575469).

作者简介: 张宏立(1972—), 男, 副教授, 博士, 从事智能优化及信号处理等研究; 李远梅(1992—), 女, 硕士生, 从事模式识别与智能优化算法的研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: 546904954@qq.com

证明了算法的全局收敛性,并通过数值计算分析表明了算法的有效性.

协同进化算法(CEA)借鉴协同演化机制,通过不同物种间的相互协作交互完成整个系统的演化.与传统进化算法相比,协同进化通过不同的进化机制,如多种群、个体、参数和策略等多元协同进化机制实现协同搜索<sup>[8]</sup>.针对约束优化问题,Krohling等<sup>[9]</sup>采用双种群协同进化分别优化拉格朗日乘子与目标变量;Huang等<sup>[10]</sup>利用罚函数处理约束条件,采用双种群协同同时优化罚系数和决策变量获得最优解.文献<sup>[11]</sup>为解决优化问题规模扩大、常规进化算法过早收敛的问题,提出将协同算法与NSAG-II算法相结合,并应用于大规模多区域的电力系统规划问题,具有广泛的应用前景.

针对约束优化问题,常用的方法是使用罚函数法作为适应度函数.罚函数法中的参数选取对优化结果有极其重要的影响,为避免罚函数中参数的选取,本文提出一种滤子混合协同进化算法(FHCEA).将适应度函数与约束违反度函数构成滤子,用滤子作为种群优劣的判别准则,采用基于差分进化算法和遗传算法异构成双种群混合协同进化算法.对采用不同进化策略的两种群,借鉴精英策略和交流学习策略的思想,通过精英相互交流学习,使种群互相适应共同进化,实现协同搜索.将算法应用在电力系统无功优化中,并采用IEEE30节点系统进行算例分析,以验证所提出方法的有效性和实用性.

## 1 滤子混合协同进化算法

### 1.1 问题描述

混合整数非线性规划问题可以描述为

$$\begin{aligned} \min & f(X, Y). \\ \text{s.t. } & g_i(X, Y) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m; \\ & h_j(X, Y) \leq 0, i = 1, 2, \dots, l; \\ & X^L \leq X \leq X^U, Y^L \leq Y \leq Y^U. \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $X$  为连续矢量;  $Y$  为离散矢量;  $(X^L, Y^L)$  和  $(X^U, Y^U)$  分别为相应决策变量的下界和上界;  $g_i(X, Y)$  为不等式约束条件;  $h_j(X, Y)$  为等式约束条件. 记  $f(X, Y)$  为目标函数  $F(X, Y)$ ,  $g_i(X, Y)$  和  $h_j(X, Y)$  为约束违反度函数  $G(X, Y)$ .

### 1.2 滤子技术

令  $F = f(X, Y)$ ,  $G = \sum_{i \in I} \max(0, g_i(X, Y)) + \sum_{i \in J} h_i(X, Y)$ . 将目标函数和约束违反度函数看作相互竞争的目标,用数对  $(F, G)$  表示滤子元素.

**定义 1** 称数对  $(F(X_k, Y_k), G(X_k, Y_k))$  支配  $(F(X_j, Y_j), G(X_j, Y_j))$ , 当且仅当如下不等式成立:

$$F(X_k, Y_k) \leq F(X_j, Y_j), G(X_k, Y_k) \leq G(X_j, Y_j).$$

**定义 2** 滤子集是由互不支配的数对  $(F, G)$  组成的集合,一个新的滤子对能被滤子集接受的条件是它不能被原滤子集中的滤子对所支配.

Fletcher等<sup>[4]</sup>为提高搜索速度,在数对满足的接受条件下设置小边界来改善易陷入局部最优的缺点.在充分下降的条件下,点  $\tilde{x} = [X_k, Y_k]$  被滤子集接受的充要条件为

$$\begin{aligned} F(X_k, Y_k) &\leq F(X_j, Y_j) - \eta G(X_j, Y_j) \text{ 或} \\ G(X_k, Y_k) &\leq \varphi G(X_j, Y_j), 0 < \varphi < \eta < 1. \end{aligned}$$

若  $\chi_k$  为当前滤子集,  $\tilde{x}$  为新生成的点,  $\tilde{x}$  对应的数对  $(F(X_k, Y_k), G(X_k, Y_k))$  不被滤子集中的任一点支配,则将  $\tilde{x}$  对应的有序数对加入滤子集中,并移除被  $\tilde{x}$  支配的点.支配的数对集合记为

$$D_k = (F_d, G_d) | F_d \geq F_k, G_d \geq G_k, (F_d, G_d) \in \chi_k.$$

更新后的滤子集为  $\chi_{k+1} = \chi_k \cup (F_d, G_d) \setminus D_k$ .

### 1.3 种群协同

种群协同借鉴生态学领域多物种协同进化原理,通过不同物种的相互适应实现共同进化<sup>[8]</sup>.对于混合整数非线性规划优化问题,将问题对分解为两个问题,通过双种群合作实现协同评价,对实数变量  $X$  采用差分进化算法,对整数变量  $Y$  采用遗传算法优化,共同构成优化变量,实现种群协同进化.即由种群A和种群B共同协同合作在生态领域C中协同进化,这种优化手段可以缩小搜索范围,降低求解难度.

#### 1.3.1 差分进化算法

差分进化算法(DE)<sup>[12-14]</sup>是一种简单高效的实参数随机全局搜索优化算法,通过随机选择的不同个体生成的比例差分矢量对当前种群个体进行扰动,为当前种群的目标矢量创建新的变异矢量,通过变异、交叉、选择操作获得优化结果.本文采用滤子技术代替选择操作.DE由  $N_1$  个参数矢量构成种群,在搜索空间进行并行寻优,对其进行变异操作,由父代的差分矢量对形成变异个体,变异方程如下:

$$VX_i^t = X_{r_1}^t + E(X_{r_2}^t - X_{r_3}^t). \quad (2)$$

其中:  $X_{r_1}^t$ 、 $X_{r_2}^t$ 、 $X_{r_3}^t$  为滤子集中互不相同的随机个体,  $E$  为缩放因子.通过变异操作产生新的变异矢量,为了保证种群的多样性,对其进行交叉操作,将种群中第  $i$  个个体  $X_i^t$  与  $VX_i^t$  进行交叉操作,产生新个体.交叉操作的方程如下:

$$UX_{ij}^t = \begin{cases} VX_{ij}^t, \text{rand}() \leq \text{CR}; \\ X_{ij}^t, \text{rand}() > \text{CR}; \\ j = 1, 2, \dots, D_1. \end{cases} \quad (3)$$

其中:  $\text{rand}()$  为  $[0,1]$  的均匀分布的随机数;  $\text{CR}$  为交叉概率因子,  $\text{CR} \in [0, 1]$ .

### 1.3.2 遗传算法

遗传算法(GA)<sup>[1]</sup>通过在解空间中随机搜索,用适应度函数判别个体的优劣,利用选择、交叉、遗传算子实现进化. 遗传算法易于处理离散变量,且具有全局收敛特性<sup>[2]</sup>. 在传统的遗传算法中,借鉴优胜劣汰的思想,按某种方式从父代中选择个体组成新种群. 本文采用滤子技术代替选择操作,利用滤子集作为父代进行交叉和变异操作. 对离散变量  $Y$  采用遗传算法进行优化,交叉操作如下所示:

$$Y_i^t = \lfloor Y_i^t + \alpha(Y_{(r1)}^t - Y_i^t) \rfloor. \quad (4)$$

其中:  $\alpha$  为交叉概率,是  $[-0.25, 1.25]$  之间服从均匀分布的随机数,  $Y_{(r1)}^t$  为滤子集中的个体,  $\lfloor \cdot \rfloor$  为四舍五入取整. 为维持种群的多样性和抑制早熟现象,进行变异操作<sup>[7]</sup>

$$Y_i^{(t+1)} = \begin{cases} Y_i^t + (b - Y_i^t)(1 - \beta^{(1 - \frac{t}{t_{\max}})^{\gamma}}), & \alpha \leq 0.5; \\ Y_i^t - (Y_i^t - a)(1 - \beta^{(1 - \frac{t}{t_{\max}})^{\gamma}}), & \alpha > 0.5. \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $\beta$  为变异概率,是  $[0,1]$  之间服从均匀分布的随机数;  $\gamma$  为决定变异非均匀度的系数参数;  $t$  为当前迭代次数;  $t_{\max}$  为最大迭代次数. 采用非均匀变异操作可以加强算法的局部搜索能力,有效地找到最优解.

## 1.4 策略协同

为增强算法的局部搜索能力和鲁棒性,借鉴生态系统中物种在不同的环境其竞争与合作能力不同,采用不同的策略构成策略协同进化,并与种群协同共同协作进化构成混合协同进化. 由以下策略形成新种群  $[A', B']$ , 在生态领域中互相适应实现共同进化,并与  $[A, B]$  构成策略协同,形成混合协同进化.

### 1.4.1 基于平均熵的初始化

采用文献[14]提出的基于平均熵的群体初始化策略,使初始化种群均匀分布在搜索空间中. 设初始化种群个体数目为  $N$  个,每个个体的维数为  $D$  维,由信息论熵可知,群体的熵  $H$  等于各位编码熵  $H_j (j = 1, 2, \dots, D)$  的总和,即

$$H = \frac{1}{D} \sum_{j=1}^D H_j, \quad (6)$$

$$H_j = \frac{1}{m+1} \sum_{i=1}^m (-P_{ik} \log P_{ik}). \quad (7)$$

其中:  $m$  为已有的初始个体数;  $k$  为新的初始个体;  $P_{ik}$  为第  $i$  个个体的第  $j$  维编码与第  $k$  个个体的第  $j$  维编码的相似程度,即

$$P_{ik} = 1 - \frac{|\tilde{x}_j(i) - \tilde{x}_j(k)|}{A_j - B_j}, \quad (8)$$

$A_j$ 、 $B_j$  为第  $j$  维变量的上下界. 首先随机初始化 3 个个体作为初始种群,然后随机产生一个新个体,根据式(6)~(8)计算种群的平均熵,若群体的平均熵大于设置的阈值,则将新个体加入初始群体中,直至获得  $N$  个个体.

### 1.4.2 基于Logistic混沌初始化

Logistic映射是一个典型的混沌系统,具有初值敏感性和遍历性<sup>[1]</sup>,有

$$x_{i+1} = \mu x_i (1 - x_i), \quad x_i \in (0, 1). \quad (9)$$

其中:  $\mu = 4$ ,  $x_0 \notin \{0.25, 0.5, 0.75\}$ . 通过映射将混沌序列映射到解空间  $Z_i^j = U^j + (L^j - U^j)x_i^j$ .

### 1.4.3 自适应缩放因子 $E$ 策略

由变异方程可知,缩放因子  $E$  的取值若过大,则起不到变异的作用,不利于全局搜索;若缩放因子过小,则会影响其全局搜索能力;为了平衡全局搜索和局部搜索,提出改进自适应  $E$  策略,有

$$E_i = \sigma \left( E_l + (E_u - E_l) \frac{F_{r2} - F_{r1}}{F_{r3} - F_{r1}} \right) + (1 - \sigma) \left( E_l + (E_u - E_l) \frac{G_{r2} - G_{r1}}{G_{r3} - G_{r1}} \right). \quad (10)$$

其中:  $\sigma$  为适应度所占权重比值;  $E_u$ 、 $E_l$  为缩放因子的上下限.  $E$  随  $\tilde{x}_{r2}$ 、 $\tilde{x}_{r3}$  在搜索空间中的相对位置而自适应变化,提高算法的搜索效率. 这里将自适应  $E$  策略作为种群  $[A', B']$  的协同策略.

### 1.4.4 精英交流学习策略

运用贪婪策略和交流学习的思想,将目标函数作为标准构成贪婪策略1,将约束为违反度函数作为贪婪策略2. 运用策略1分别获得群体  $[A, B]$  和  $[A', B']$  中的  $N/4$  种群  $C_1$ , 运用策略2在  $[A, B]$  和  $[A', B']$  中获得  $N/4$  种群  $C_2$ , 共同构成精英种群  $C'$ ; 将  $C_1$  和  $C_2$  与  $[A, B]$  和  $[A', B']$  交流学习共同进化. 将精英种群  $C'$  作为滤子技术中滤子集的种子群体.

## 2 电力系统无功优化数学模型

以最小系统有功网损最小为优化目标,通过调节无功补偿设备的投入容量和装设地点,调整变压器分

接头运行位置和调节发电机机端电压,使电力系统达到最优运行状况<sup>[16]</sup>.

以系统网损为优化目标,目标函数为

$$\min f = \min P_{\text{loss}},$$

$$P_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^n V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}). \quad (11)$$

其中:  $P_{\text{loss}}$  为系统有功网损;  $G_{ij}$ 、 $B_{ij}$ 、 $\theta_{ij}$  分别为节点  $i$  和节点  $j$  之间的电导、电纳和相角差.

在满足系统的各种约束条件下,使得系统网损最小,且节点电压和发电机无功不出现越界情况. 电压越界定义为

$$\Delta V_i = \begin{cases} V_i - V_{i \max}, & V_i > V_{i \max}; \\ 0, & V_{i \min} < V_i < V_{i \max}; \\ V_{i \min} - V_i, & V_i < V_{i \min}. \end{cases} \quad (12)$$

发电机无功越界定义为

$$\Delta Q_i = \begin{cases} Q_i - Q_{i \max}, & Q_i > Q_{i \max}; \\ 0, & Q_{i \min} < Q_i < Q_{i \max}; \\ Q_{i \min} - Q_i, & Q_i < Q_{i \min}. \end{cases} \quad (13)$$

潮流约束方程为

$$\begin{cases} \Delta P_i = \\ P_i - V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0, \\ i = 1, 2, \dots, N_B, i \neq N_s; \\ \Delta Q_i = \\ Q_i - V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0, \\ i = 1, 2, \dots, N_{PQ}. \end{cases} \quad (14)$$

其中:  $P_i$ 、 $Q_i$ 、 $V_i$  分别为节点  $i$  处的注入有功、无功和电压;  $N_B$ 、 $N_s$ 、 $N_{PQ}$  分别为系统节点数、 $PQ$  节点数和平衡点数.

变量不等式约束为

$$\begin{cases} V_{Gi \min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi \max}, & i = 1, 2, \dots, N_G; \\ Q_{Ci \min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci \max}, & i = 1, 2, \dots, N_C; \\ K_{Ti \min} \leq K_{Ti} \leq K_{Ti \max}, & i = 1, 2, \dots, N_T; \\ V_{Li \min} \leq V_{Li} \leq V_{Li \max}, & i = 1, 2, \dots, N_L; \\ Q_{Gi \min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi \max}, & i = 1, 2, \dots, N_G. \end{cases} \quad (15)$$

其中:  $V_G$ 、 $Q_C$ 、 $K_T$  分别为发电机极端电压、无功补偿量和变压器变比;  $N_G$ 、 $N_C$ 、 $N_T$ 、 $N_L$  分别为电力系统中发电机、无功补偿节点、有载调压变压器和负荷节

点数目;  $V_L$ 、 $Q_C$  分别为负荷节点电压和发电机无功出力. 这些约束均通过滤子技术实现.

电力系统无功优化也是一类混合整数非线性规划问题,具有非线性约束和等式约束,其变量同时包含实数和离散两类不同类型的变量. 其中: 发电机输出电压为连续变量,有载调压变压器分接头位置和无功补偿的投切电容器组数为离散变量.

### 3 滤子混合协同进化算法在无功优化的应用

#### 3.1 基于滤子混合协同进化的无功优化

在滤子混合协同进化算法中,个体在搜索空间的位置对应无功优化中的控制变量 ( $V_G$ ,  $Q_C$ ,  $K_T$ ), 每个个体的维数由控制变量的个数确定,即

$$\tilde{x} = [X, Y] = [V_{G1}, \dots, V_{GN_G} | Q_{C1}, \dots, Q_{CN_C}, K_{T1}, \dots, K_{TN_T}]^T.$$

将系统网损作为目标函数,将电压越界值、发电机无功越界和各约束条件作为约束违反度值.

采用连续变量和离散变量混合编码,基于滤子混合协同进化算法进行无功优化的步骤如下.

**Step 1:** 读入原始数据,进行潮流计算,控制变量描述和各种约束条件.

**Step 2:** 设置算法相关参数,将系统控制变量按种群分为种群  $A$  和种群  $B$ , 种群  $A$  对应变量  $X = [V_{G1}, \dots, V_{GN_G}]^T$ , 种群  $B$  对应变量  $Y = [Q_{C1}, \dots, Q_{CN_C}, K_{T1}, \dots, K_{TN_T}]^T$ . 根据策略协同,构建两个群体  $[A, B]$  和  $[A', B']$ .

**Step 3:** 利用 Logistic 混沌策略产生种群  $[A, B]$  的初始种群  $\Omega_{A,B}(0)$ ; 利用基于平均熵的初始化策略产生种群  $[A', B']$  的初始种群  $\Omega_{A',B'}(0)$ . 计算各种群的适应度值和约束违反度值,初始化滤子集  $R_{A,B}$  和  $R_{A',B'}$ .

**Step 4:** 运用精英交流学习策略,群体互相交流学习共享,并构成精英群体  $C'$ ; 将种群协同中差分进化算法的变异、交叉算子作用于种群  $A$ , 产生新种群  $\hat{A}$ ; 利用种群协同中的遗传算法的交叉和变异算子作用于种群  $B$ , 产生新个体集合  $\hat{B}$ ; 利用策略协同中的策略产生新群体  $[A'', B'']$ .

**Step 5:** 分别扩充滤子集  $R_{A,B}$  和  $R_{A',B'}$ , 分别遍历  $\Omega_{A,B}(t)$  和  $\Omega_{A',B'}(t)$  所有的个体,若当前个体  $\tilde{x}_j^t$  对应数对  $[F, G]$  能被滤子接受,则将  $\tilde{x}_j^t$  加入滤子集,移除被其支配的其他个体.

**Step 6:** 统计滤子集中个体数  $m$ , 若  $m \leq N/2$ , 则从精英群体  $C'$  中随机选取  $(N - m)$  个个体组成新

群体,转至Step 7;若  $N/2 < m \leq N$ ,则从滤子集中随机选取  $(N - m)$  个个体组成新群体,转至Step 7;若  $m > N$ ,则进行可行性修复.

设定一个充分小的  $\varepsilon > 0$ ,移除滤子集中  $G > \varepsilon$  的个体,更新滤子集,统计剩余个体数目  $m_1$ ;若  $m_1 < N$ ,则从滤子集中随机选取  $(N - m_1)$  个个体组成新群体,转至Step 7;若  $m_1 > N$ ,则将滤子集中剩余个体按对应的  $G, F$  从小到大排序,取前  $N$  个个体,更新滤子集和群体,转至Step 7.

Step 7: 若满足终止条件,则输出最优结果,否则转至Step 3.

3.2 算例分析

为了验证算法性能,针对 IEEE 30 节点测试系统进行仿真计算. IEEE30 节点系统包括6台发电机,41条支路,21个负荷节点,4个变压器,4个补偿器. 变压器分成5挡,电容器组数分为10组. 有载调压变压器变比和发电机端电压初值为1.0 pu,补偿器初值为0. 通过潮流计算得测试系统的初始网损  $P_{\text{loss}} = 0.1579 \text{ pu}$ ,存在3个越界节点电压. FHCEA 算法参数选取如表1所示.

表 1 滤子混合协同进化算法参数

| 参数       | 群体 [A, B] | 群体 [A', B']            |
|----------|-----------|------------------------|
| 种群规模     | 40        | 40                     |
| 缩放因子     | 0.5       | $E_u = 0.1, E_l = 0.9$ |
| CR       | 0.4       | 0.3                    |
| $\alpha$ | 0.3       | 0.2                    |
| $\beta$  | 0.7       | 0.7                    |
| $\gamma$ | 0.4       | 0.2                    |
| $\sigma$ | 0.6       | 0.5                    |
| tamx     | 100       | 100                    |

利用GA、DE、FHCEA 算法分别对测试系统优化计算并进行比较,对本文提出的算法进行验证. 分别用GA、DE、FHCEA 对系统优化计算30次,结果如表2所示. 图1为3种算法的系统最优网损变化曲线. 表3列出各种算法对应的各个控制变量的最优值. 图2为IEEE 30节点系统平均电压幅值曲线.

表 2 IEEE 30节点系统优化结果

| 仿真结果      | GA      | DE      | FHCEA   |
|-----------|---------|---------|---------|
| 最大网损 / pu | 0.138 0 | 0.132 1 | 0.120 6 |
| 最小网损 / pu | 0.134 0 | 0.121 9 | 0.116 0 |
| 平均网损 / pu | 0.135 6 | 0.124 9 | 0.117 9 |
| 平均网损率 / % | 14.1    | 20.9    | 25.3    |
| 平均收敛代数    | 80      | 40      | 18      |
| 最小收敛代数    | 73      | 34      | 15      |

由表2可见,FHCEA 算法得到的平均网损为0.1179 pu,网损下降率为25.3%;GA和DE算法优化后的平均网损分别为0.1356 pu和0.1249 pu. FHCEA

表 3 IEEE 30节点系统优化结果

| 控制变量         | GA      | DE      | FHCEA   |
|--------------|---------|---------|---------|
| $V_1$        | 0.976 1 | 1.018 3 | 1.073 9 |
| $V_3$        | 0.977 2 | 1.000 5 | 1.059 9 |
| $V_4$        | 0.964 6 | 0.979 9 | 0.972 9 |
| $V_5$        | 0.954 7 | 0.969 9 | 1.075 1 |
| $V_6$        | 0.951 5 | 1.036 1 | 1.031 8 |
| $Q_{10}$     | 0.5     | 0.2     | 0.3     |
| $Q_{15}$     | 0.4     | 0.0     | 0.2     |
| $Q_{19}$     | 0.0     | 0.2     | 0.1     |
| $Q_{24}$     | 0.3     | 0.3     | 0.2     |
| $K_{T4-12}$  | 1.100   | 1.000   | 1.075   |
| $K_{T6-9}$   | 0.950   | 1.050   | 1.025   |
| $K_{T6-10}$  | 0.925   | 1.075   | 1.050   |
| $K_{T27-28}$ | 0.975   | 1.075   | 1.100   |

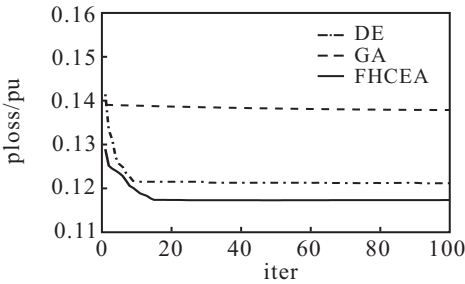


图 1 IEEE 30节点系统平均网损收敛曲线

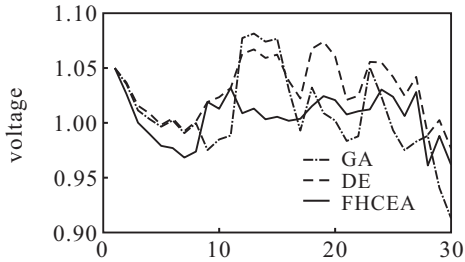


图 2 IEEE 30节点系统平均电压幅值曲线

与GA和DE相比,网损下降率分别下降了11.2%和4.4%;FHCEA算法的最大、最小和平均网损较GA和DE算法都得到很大程度的改善,表明FHCEA算法可以有效减小系统网损.

由图1中可见,FHCEA 算法收敛的迭代次数较少,收敛速度较快,FHCEA 算法具有较强的鲁棒性.

由图2可见,利用FHCEA 进行无功优化后的电压幅值均在允许范围[0.95,1.1]内,且较GA和DE算法变化更小,曲线更平稳,电压基本维持在额定电压附近,表明用该算法进行无功优化后的电力系统能够维持良好的电压水平.

4 结 论

本文提出了一种滤子混合协同进化算法,采用滤子技术代替罚函数,根据协同策略将生物种群分为两个群体,每个群体由两个种群协同构成共同进化. 分别对两个群体采用不同的进化策略,并由两个群体个体共同构成精英群体作为滤子集的种子;由滤子混

合协同进化的算法能够很好地保持种群的多样性,提高算法的搜索能力,且具有较好的收敛性能.通过对IEEE30节点测试系统进行无功优化的结果表明,该算法在求解电力系统中具有混合整数高度复杂约束条件的组合优化问题具有重要意义,并为混合整数非线性规划类问题提供了一种新方法.

#### 参考文献(References)

- [1] 崔挺,孙元章,徐箭,等.基于改进小生境遗传算法的电力系统无功优化[J].中国电机工程学报,2011,19(31): 43-50.  
(Cui T, Sun Y Z, Xu J, et al. Reactive power optimization of power system based on improved niche genetic algorithm[J]. Proc of the Chinese Society of Electrical Engineering, 2011, 19(31): 43-50.)
- [2] 杨昆,欧阳光耀,陈海龙.改进型遗传算法在机组负荷优化组合中的应用[J].控制理论与应用,2011,28(5): 722-726.  
(Yang K, Ouyang G Y, Chen H L. Optimization of unit commitment of marine power system using improved genetic algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(5): 722-726.)
- [3] 张莉,李宏,冯大政.求解混合整数规划的嵌入正交交叉的差分进化算法[J].系统工程与电子技术,2011,33(9): 2126-2132.  
(Zhang L, Li H, Feng D Z. Differential evolution with orthogonal crossover for solving mixed-integer programming[J]. Systems Engineering & Electronics, 2011, 99(9): 2126-2132.)
- [4] Fletcher R, Leyffer S, Toint P L. A brief history of filter methods[J]. SIAM SIAG/OPT Views-and-News, 2006, 18(1): 2-12.
- [5] Zhu Z B, Zhu H L. A filter method for nonlinear semidefinite programming with global convergence[J]. Acta Mathematica Sinica, English Series, 2014, 30(10): 1810-1826.
- [6] Gould N I M, Loh Y, Robinson D P. A Nonmonotone filter SQP method: Local convergence and numerical results[J]. SIAM J on Optimization, 2015, 25(3): 1885-1911.
- [7] Wang W, Hua S, Tang J. A generalized gradient projection filter algorithm for inequality constrained optimization[J]. J of Applied Mathematics, 2013: 854-890.
- [8] 王凌,沈婧楠,王圣尧,等.协同进化算法研究进展[J].控制与决策,2015,30(2): 193-202.  
(Wang L, Shen J N, Wang S Y, et al. Advances in co-evolutionary algorithms[J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 193-202.)
- [9] Krohling R A, dos Santos Coelho L. Coevolutionary particle swarm optimization using gaussian distribution for solving constrained optimization problems[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2006, 36(6): 1407-1416.
- [10] Huang F Z, Wang L, He Q. An effective co-evolutionary differential evolution for constrained optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 186(1): 340-356.
- [11] 王秀丽,李淑慧,陈皓勇,等.基于非支配遗传算法及协同进化算法的多目标多区域电网规划[J].中国电机工程学报,2006,12(26): 11-15.  
(Wang X L, Li S H, Chen H Y, et al. Multi-objective and multi-district transmission planning based on NSGA-II and cooperative co-evolutionary algorithm[J]. Proc of the Chinese Society of Electrical Engineering, 2006, 12(26): 11-15.)
- [12] 王凌,黄付卓,李灵坡.基于混合双种群差分进化的电力系统经济负荷分配[J].控制与决策,2009,24(8): 1156-1160.  
(Wang L, Huang F Z, Li L P. Economic distribution of power systems based on hybrid differential evolution with double populations[J]. Control and Decision, 2009, 24(8): 1156-1160.)
- [13] Wu L, Wang Y, Zhou S, et al. Self-adapting control parameters modified differential evolution for trajectory planning of manipulators[J]. J of Control Theory and Applications, 2007, 5(4): 365-373.
- [14] 吴亮红,王耀南,周少武,等.双群体伪并行差分进化算法研究及应用[J].控制理论与应用,2007,24(3): 453-458.  
(Wu L H, Wang Y N, Zhou S W, et al. Research and application of pseudo parallel differential evolution algorithm with dual subpopulations[J]. Control Theory & Applications, 2007, 24(3): 453-458.)
- [15] 陈华,范宜仁,邓少贵.基于Logistic模型的自适应差分进化算法[J].控制与决策,2011,26(7): 1105-1108.  
(Chen H, Fan Y R, Deng S G. Adaptive differential evolution algorithm based on Logistic model[J]. Control and Decision, 2011, 26(7): 1105-1108.)
- [16] Rao R V, Savsani V J, Vakharia D P. Teaching-learning-based optimization: An optimization method for continuous non-linear large scale problems[J]. Information Sciences, 2012, 183(1): 1-15.

(责任编辑:郑晓蕾)