

广义蚁群与粒子群结合算法在电力系统经济负荷分配中的应用

侯云鹤, 鲁丽娟, 熊信良, 吴耀武

(华中科技大学电力工程系, 湖北省 武汉市 430074)

APPLICATION OF GENERALIZED ANT COLONY OPTIMIZATION ALGORITHM INTEGRATED WITH PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM IN ECONOMIC DISPATCH OF POWER SYSTEM

HOU Yun-he, LU Li-juan, XIONG Xin-yin, WU Yao-wu

(Department of Electric Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology,
Wuhan 430074, Hubei Province, China)

ABSTRACT: An optimized algorithm in which the general ant colony optimization (GACO) is integrated with particle swarm optimization (PSO) is proposed and is applied to economic dispatch of a complicated, non-convex and nonlinear power system. This integrated algorithm possesses large scale search capability of generalized ant colony algorithm and better local search capability of particle swarm algorithm at the same time. Under the condition of ensuring global convergence, high quality optimization solution can be searched by the proposed algorithm. The simulation results of several calculation examples show that the proposed algorithm is effective and feasible.

KEY WORDS: Economic dispatch; Generalized ANT colony optimization algorithm; Particle swarm optimization algorithm; Power system

摘要: 提出了一种结合广义蚁群算法和粒子群算法的优化算法, 并将其用于求解复杂的非凸、非线性的电力系统经济负荷分配问题。该结合算法同时具有广义蚁群算法的大规模寻优特性和粒子群算法的较强局部搜索能力, 在确保全局收敛性的基础上, 能够快速搜索到高质量的优化解。多个算例的仿真结果表明了该结合算法的有效性和可行性。

关键词: 经济负荷分配; 广义蚁群算法; 粒子群优化算法; 电力系统

1 引言

经济负荷分配 (Economic Dispatch, ED) 是一类电力系统规划和运行调度中的典型优化问题, 其目标是在满足负荷和运行约束条件的前提下, 使发

电成本最小化。由于火电机组阀点效应^[1] (valve point effect)、系统运行约束、系统稳定性等条件的制约, 使 ED 问题具有非凸、高维数、非线性和不可导的特性。已提出了许多用于求解 ED 问题的算法, 如线性规划法、同伦线性规划法、二次规划法、非线性规划法、动态规划法。

文[2]采用进化规划法对较大规模的 ED 问题进行了研究; 文[3]采用实数编码遗传算法求解考虑非线性耗量特性和网络损耗的经济负荷分配问题, 取得了比传统方法更好的求解结果; 文[4]提出采用混沌优化方法求解 ED 问题; 文[5]提出了广义蚁群算法 (Generalized Ant Colony Optimization, GACO) 用于求解 ED 问题, 该方法综合考虑系统的非凸、非线性特性, 取得了较好的负荷分配结果, 但算法的优化效率在一定程度上依赖于局部搜索算法。粒子群算法^[6,7] (Particle Swarm Optimization, PSO) 自提出以来, 以其操作简便、依赖经验参数较少的特点, 已成功地用于求解多种优化问题。文[8]在理论上从代数和解析角度进行的研究表明, 在满足一定条件的基础上, PSO 算法可避免发散, 并收敛至局部最优解。此外, Hopfield 神经网络、Tabu 搜索及模拟退火算法也被用于求解经济负荷分配问题。

本文将 PSO 引入 GACO 的局部搜索中, 采用 GACO 进行全局搜索, 确定最优解存在的邻域, 通过 PSO 实现局部搜索, 由于 PSO 算法充分利用以往的信息, 又不依赖于梯度, 可实现非凸空间上的

高效搜索,在实际计算中比蒙特卡罗法^[5]具有更高的精度和更快的速度。GACO 与 PSO 的结合算法在保证算法全局收敛的前提下,提高了优化的效率和精度。

2 电力系统经济负荷分配的数学模型

2.1 目标函数

ED 问题系指在满足电力系统运行约束条件的前提下,优化系统中发电机的出力,使总发电成本最小,其目标函数如下^[5]:

ED 的目标是最小化总费用,即

$$\min F = \min \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} F_i(P_{G_i}) \right\} \quad (1)$$

式中 F 为系统总发电费用; N_g 为系统内发电机总台数; P_{G_i} 为第 i 台发电机有功功率; $F_i(P_{G_i})$ 为第 i 台发电机耗量特性。一般用二次函数近似表示 $F_i(P_{G_i})$, 即

$$F_i(P_{G_i}) = a_i P_{G_i}^2 + b_i P_{G_i} + c_i \quad (2)$$

式中 a_i 、 b_i 、 c_i 为参数。

考虑阀点效应^[1,4]的耗量特性为

$$F_i(P_{G_i}) = a_i P_{G_i}^2 + b_i P_{G_i} + c_i + E_i \quad (3)$$

$$E_i = |g_i \sin(h_i(P_{G_i} - P_{G_{i,min}}))| \quad (4)$$

式中 E_i 为阀点效应引起的耗量特性变化量; g_i 、 h_i 为参数; $P_{G_{i,min}}$ 为第 i 台发电机有功功率下限。研究表明,忽略阀点效应会使目标函数求解精度受到明显影响^[1,4,5]。

2.2 约束条件

发电机运行约束条件为

$$P_{G_{i,min}} \leq P_{G_i} \leq P_{G_{i,max}} \quad i=1,2,\dots,N_g \quad (5)$$

式中 $P_{G_{i,max}}$ 、 $P_{G_{i,min}}$ 分别为发电机有功功率上、下限。

电力平衡约束条件为

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_{G_i} = P_{S_L} + P_{S_D} \quad (6)$$

式中 P_{S_L} 为系统总网损; P_{S_D} 为系统总负荷。采用潮流计算或 B 系数法^[4,5]可求得网损。如采用潮流算法求出网损,还需计及以下约束条件:

线路容量约束条件为

$$|P_{L_i}| \leq P_{L_{i,max}} \quad i=1,2,\dots,N_L \quad (7)$$

式中 P_{L_i} 为第 i 条线路有功功率; $P_{L_{i,max}}$ 为第 i 条线路有功功率上限; N_L 为线路数。

系统稳定性约束条件为

$$|\delta_i - \delta_j| \leq \delta_{ij,max} \quad i,j=1,2,\dots,N_D \quad \text{且 } i \neq j \quad (8)$$

式中 i 、 j 为线路连接的节点; δ_i 、 δ_j 分别为节点 i 、 j 的相角; $\delta_{ij,max}$ 为节点 i 、 j 之间的相角差上限; N_D 为系统节点数。

3 广义蚁群与粒子群结合算法

3.1 GACO 与 PSO 结合算法的基本原理

对于一般的约束优化问题,采用外点法构造辅助函数,将较难计入可行域的 l_0 个等式约束和 u_0 个不等式约束以罚函数形式计入目标函数中,即

$$\min F(X) = \min \left\{ f(X) + \sigma_1 \sum_{i=1}^{l_0} (h_i(X))^2 + \sigma_2 \sum_{j=1}^{u_0} [\max(0, -g_j(X))]^2 \right\} \quad (9)$$

$$\text{s.t. } h_i(X) = 0, \quad i = l_0 + 1, l_0 + 2, \dots, l$$

$$g_j(X) \geq 0, \quad j = u_0 + 1, u_0 + 2, \dots, u$$

式中 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为待优化矢量; l 、 u 分别为原等式约束和不等式约束的个数。为加速迭代,使罚系数 σ_i 与当前迭代次数 K 有关,开始时较小,这样有助于大范围搜索,再逐步增大,使最终结果成为原问题的解。记式(9)的可行域为 S 。

$$\sigma_i(K) = \left(\frac{2}{1 + \exp(-\alpha K/T)} - 1 \right) \sigma_{i,max} \quad i=1,2 \quad (10)$$

式中 α 为正系数,用于调节 σ_i 的变化速度; $\sigma_{i,max}$ 为 $\sigma_i(K)$ 的上限值; T 为迭代次数上限值。

3.2 GACO 阶段步骤^[5]

(1) 初始化。令当前迭代次数 $K=0$, 在 S 中取 N 组服从均匀分布的随机数,给定 N 只蚂蚁的初始位置,形成初始蚁群 $C(0)$, 即

$$C(0) = (X_1, X_2, \dots, X_N)^T$$

其中, $X_i \in S$ 。

初始化信息密度矩阵 $\tau_{N \times N}$, 即令其元素 $\tau_{ij} = \tau_0$, τ_0 为很小的正数。定义 $b(i)$ 为位置 i 中的蚂蚁数目,初始时 $b(i)=1$ ($i=1, 2, \dots, N$), 初始化蚂蚁的可见域 $D(K)$, 即

$$\|X_i - X_j\| \leq \tau_{ij} D(K) \quad (11)$$

此时蚂蚁 i 、 j 可互相移动至对方位置。为减小计算量,对于矢量 $\xi=(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$, 本文采用以下范数定义

$$\|\xi\| = \max_{1 \leq i \leq n} |\xi_i| \quad (12)$$

$D(K)$ 与迭代次数 K 有关, 本文定义为

$$D(K) = 2 \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(-\alpha K/T)} \right) D_{\max} \quad (13)$$

式中 D_{\max} 为可见域上限, 式(13)的定义使每只蚂蚁开始在大范围内搜索, 然后逐步缩小搜索范围。

(2) 搜索策略。对于蚂蚁位置 i ($i=1, 2, \dots, N$), $b(i) \geq 1$ 时, 形成的集合 A_i 为

$$A_i = \{X_j | \|X_i - X_j\| \leq \tau_{ij} D(K)\} \quad (14)$$

$A_i \neq \Phi$ 时转向步骤 (3); $A_i = \Phi$ 时转向步骤 (4) (Φ 为空集)。

(3) 设 A_i 中的元素个数为 m , 计算

$$\eta_{ij} = F(X_i) - F(X_j), X_j \in A_i \quad (15)$$

$$l = \frac{1}{m} \sum_{X_j \in A_i} \eta_{ij} \quad (16)$$

令 $\eta_{ij, \min} = |\min(\eta_{ij})|$, $G = (1 + \varepsilon) \eta_{ij, \min}$, ε 为很小的正数。

令蚂蚁 i 进行邻域搜索的概率为 P_0 , 转移到蚂蚁 j 处的概率为 P_{ij} , 分别表达为

$$P_0 = \frac{(l + G)^\gamma \left(\frac{1}{m} \sum_{X_j \in A_i} \tau_{ij} \right)^\gamma}{\sum_{X_j \in A_i} (\eta_{ij} + G)^\gamma (\tau_{ij})^\gamma + (l + G)^\gamma \left(\frac{1}{m} \sum_{X_j \in A_i} \tau_{ij} \right)^\gamma} \quad (17)$$

$$P_{ij} = \frac{(\eta_{ij} + G)^\gamma (\tau_{ij})^\gamma}{\sum_{X_j \in A_i} (\eta_{ij} + G)^\gamma (\tau_{ij})^\gamma + (l + G)^\gamma \left(\frac{1}{m} \sum_{X_j \in A_i} \tau_{ij} \right)^\gamma} \quad (18)$$

式中 γ 、 γ 为常数, 本文取 $\gamma = \gamma = 1$ 。式(17)、(18)中 $(l + G) > 0$ 、 $(\eta_{ij} + G) > 0$ 使得 $P_{ij} > 0$ 和 $P_0 > 0$, 有

$$P_0 + \sum_{X_j \in A_i} P_{ij} = 1 \quad (19)$$

且随着 $F(X_j)$ 减小, τ_{ij} 增大、 P_{ij} 增大。邻域搜索的概率为 P_0 , 与可见域中蚂蚁对应目标函数的平均值有关。

对 P_0 、 P_{ij} 进行赌轮选择。如选中某一 P_{ij} , 则执行修正规则 1; 如选中 P_0 则执行修正规则 2。

修正规则 1 X_i 处蚂蚁转向 X_j 处, $\Delta \tau_{ij} = P_{ij}$; $b_i = b_i - 1$; $b_j = b_j + 1$; 将蚂蚁 j 处的坐标赋值给蚂蚁 i , 转向步骤 (5)。

修正规则 2 在 X_i 邻域中采用 PSO 算法进行搜索, 邻域定义为

$$S_{X_i} = \{Y | (\|X_i - Y\| \leq \beta D(K)) \cap S\} \quad (20)$$

式中 β 为系数, $\beta \in (0, 1)$, S 为可行域。设搜索结果为 Y , 则将 Y 赋值给 X_i , 转向步骤 (5)。

$$\Delta \tau_{ij} = \frac{[F(X_i) - F(Y)] + G^\gamma \left(\frac{1}{m} \sum_{X_j \in A_i} \tau_{ij} \right)^\gamma}{\sum_{X_j \in A_i} (\eta_{ij} + G)^\gamma (\tau_{ij})^\gamma} \quad (21)$$

(4) 采用 PSO 算法直接进行邻域搜索。搜索域同式(20)。设搜索结果为 Y , 则执行修正规则 3。

修正规则 3 将 Y 赋值给 X_i , $\Delta \tau_{ij} = r$ (r 为常数), $X_j \in A_i$ 。

(5) 修正信息密度矩阵

$$\tau_{ij}(K+1) = \rho \tau_{ij}(K) + \Delta \tau_{ij} \quad (22)$$

式中 ρ 为信息密度蒸发系数, $\rho \in (0, 1)$ 。修正分如下两种情况: ①如 $\Delta \tau_{ij}$ 由修正规则 1 得到, 仅修正 i 至 j 的连接; 如 $\Delta \tau_{ij}$ 由修正规则 2 得到, 对于所有 $X_j \in A_i$ 且 $X_i \neq X_j$ 的 τ_{ij} 都进行修正; 如 $\Delta \tau_{ij}$ 由修正规则 3 得到, 则对所有 $X_j \in C(K)$ 且 $X_i \neq X_j$ 的 τ_{ij} 都进行修正, $C(K)$ 为第 K 次迭代形成的蚁群。②仅修正 τ_{ij} , τ_{ji} 不修正。

(6) 对所有 $X_i \in C(K)$, 都执行步骤 (1) ~ (5) 的操作, 统计结果: 如不满足接受条件, 则取消本次迭代步骤 (2) ~ (4) 结果, 转向步骤 (2)。

(7) $K < T$ 时, $K = K + 1$, 转向步骤 (2); 否则输出结果。

3.3 PSO 阶段步骤

在 3.2 小节中的步骤 (2) 和步骤 (4) 中采用粒子群算法进行邻域搜索, 假设已搜索到 X 点, 其邻域为 S_X , PSO 迭代次数上限为 T_p , 优化流程如下:

(1) 初始化。当前迭代次数 $K=0$, 在 S_X 选取 N_p-1 组服从均匀分布的 n 维随机矢量, 与 X 共同确定 N_p 个粒子初始位置, 形成初始粒子群: $[X_1(0), X_2(0), \dots, X_N(0)]^T$, 其中 $X_i(0) \in S_X$, $X_i(0) = [x_{i1}(0), x_{i2}(0), \dots, x_{in}(0)]^T$ 。

在 R^n 上的闭矩阵 $[0, v_{1, \max}] \times [0, v_{2, \max}] \times \dots \times [0, v_{n, \max}]$ ($v_{j, \max}$ 为第 j 维速度的上限) 中选取 N_p 组服从均匀分布的 n 维随机矢量, 第 i 个粒子的初始速度为

$$v_i(0) = [v_{i1}(0), v_{i2}(0), \dots, v_{in}(0)]^T$$

(2) 搜索策略。假设 K 次迭代后搜索到的最优解为

$$X_g(K) = [x_{g1}(K), x_{g2}(K), \dots, x_{gn}(K)]^T$$

粒子 i 经历过的最优解为

$$X_{pi}(K) = [x_{pi1}(K), x_{pi2}(K), \dots, x_{pin}(K)]^T$$

每个粒子在每个方向上的运行速度为

$$\bar{v}_{ij}(K+1) = \omega v_{ij}(K) + \lambda_1 [x_{gi}(K) - x_{ij}(K)] + \lambda_2 [x_{pi}(K) - x_{ij}(K)] \quad (23)$$

$$v_{ij}(K+1) = \text{sgn}[\bar{v}_{ij}(K+1)] \cdot \min[|\bar{v}_{ij}(K+1)|, v_{i, \max}] \quad (24)$$

式中 $i=1, 2, \dots, N$; $j=1, 2, \dots, n$; λ_1 、 λ_2 分别为

在 $[0, \lambda_{1\max}]$ 和 $[0, \lambda_{2\max}]$ 上均匀分布的随机变量; ω 为正参数; $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数, 定义为

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{当 } x > 0 \\ -1 & \text{当 } x < 0 \\ 0 & \text{当 } x = 0 \end{cases} \quad (25)$$

更新每个粒子在每个方向上的坐标 $x_{ij}(K+1)$, 先计算

$$\bar{x}_{ij}(K+1) = x_{ij}(K) + v_{ij}(K+1) \\ i=1, 2, \dots, N_p; j=1, 2, \dots, n \quad (26)$$

形成矢量

$$\bar{X}_i(K+1) = [\bar{x}_{i0}(K+1), \bar{x}_{i1}(K+1), \dots, \bar{x}_{in}(K+1)]^T$$

如 $\bar{X}_i(K+1) \in S_X$, 则 $X_i(K+1) = \bar{X}_i(K+1)$;

如 $\bar{X}_i(K+1) \notin S_X$, 则 $X_i(K+1) = \{\bar{X}_i(K+1)X_i(K)\} \cap \Omega_{S_X}$ 。其中, $\{\bar{X}_i(K+1)X_i(K)\}$ 为 $\bar{X}_i(K+1)$ 与 $X_i(K)$ 之间的线段上的点集; Ω_{S_X} 为局部搜索域的边界。

计算每个粒子对应的目标函数 $F(X_i(K+1))$, 与粒子群中最优解及个体最优解比较, 并进行相应的更新。

(3) $K=K+1$

如 $K < T_p$, 转向步骤(2); 如 $K > T_p$, 比较本次迭代中的最优值 $F[X_{\text{Best}}(T_p)]$ 与已搜索到的最优值 $F[X_g(T_p)]$; 如 $F[X_{\text{Best}}(T_p)] < F[X_g(T_p)]$, 则输出 $X_{\text{Best}}(T_p)$; 否则输出 $X_g(T_p)$ 。

3.4 收敛性说明

文[5]基于不动点理论给出的算法收敛充分条件是, 对于算法构成映射 ϕ 形成种群序列 $C(K)$, 记 $F^*[C(K)]$ 为种群中个体对应的最优解。如满足

$$F^*[\phi C(K)] < F^*[C(K)] \quad (27)$$

则算法收敛。

由于 3.2 小节中的步骤(6)确保了 GACO 算法步骤满足式(27)。在局部搜索阶段, 由于始终保留了 PSO 已搜索到的最优解, 迭代完成后返回的解也可满足式(27), 因此, 3.1~3.3 小节中描述的算法是收敛的。

4 算例分析

4.1 算例 1

以文[1]、[4]、[5]的 3 机 6 母线电力系统为例, 原始数据参见文[1], 考虑耗量曲线的阀点效应和系统网损, 采用 B 系数法计算网损。发电机承担的总负荷为 $P_D=500\text{MW}$ 。GACO 算法的参数与文[5]一

致, PSO 算法中的粒子个数 $N_p=10$, 迭代次数 $T_p=15$, $\lambda_{1\max}=\lambda_{2\max}=2.05$, $\omega=1.05$; 粒子速度在每个方向上的上限值 $v_{i,\max}=0.8 \times \text{局部搜索邻域宽度}$, 优化结果列于表 1。

表 1 算例 1 的结果

Tab. 1 The results of calculation case 1

可行解	P_{G_1} MW	P_{G_2} MW	P_{G_3} MW	ΣP_{G_i} MW	网损 MW	总费用 USD
1	199.73	174.80	177.74	552.27	52.32	5740.63
2	297.36	173.88	99.79	571.03	70.98	5737.30
3	299.34	172.04	99.80	571.18	71.20	5735.85
最优解	299.46	171.89	99.87	571.22	71.22	5735.78

文[4]采用遗传算法得出的结果为: $P_{G_1}=300.01\text{MW}$, $P_{G_2}=170.20\text{MW}$, $P_{G_3}=100.10\text{MW}$, 网损为 70.99MW , 总费用为 5745.11USD ; 采用混沌优化得出结果为: $P_{G_1}=299.46\text{MW}$, $P_{G_2}=172.00\text{MW}$, $P_{G_3}=98.84\text{MW}$, 网损为 70.24MW , 总费用为 5735.93USD 。文[5]采用 GACO 计算的最优结果为 5735.74USD 。

对算例 1 独立计算 20 次, 目标函数值小于 5742.0USD 时算法收敛。采用本文的结合算法, 收敛迭代次数平均值为 233.75 , 样本标准差为 63.978 。文[4]对与本文相同的算例, 采用遗传算法计算目标函数 5000 次, 混沌优化计算目标函数 3000 次。文[5]采用广义蚁群算法, 收敛迭代次数平均值为 261.75 , 样本标准差为 59.725 。采用不同算法, 各独立计算 20 次, 对于每种算法形成的群体, 图 1 给出每代中各独立计算得到的最优值的平均值变化曲线。由图 1 可见, 本文计算量相对较小。

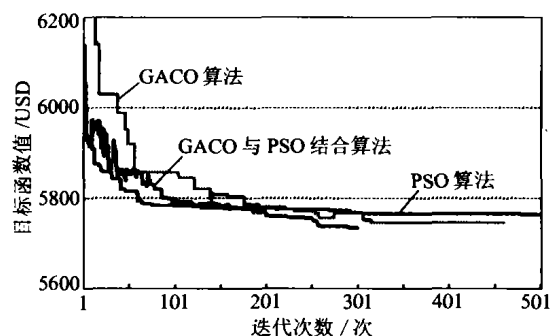


图 1 算例 1 中不同算法平均收敛曲线比较

Fig. 1 Comparison of average convergence curve among different algorithms of case 1

4.2 算例 2

以文[2]的 13 机电力系统为例, 考虑耗量特性的阀点效应, 忽略网损, 原始数据见文[2]。算法参数与算例 1 一致, 计算结果如表 2 所示。

表2 算例2的结果

Tab. 2 The results of calculation case 2

	次优解1	次优解2	次优解3	最优解
P_{G_1}/MW	538.61	628.36	628.28	628.24
P_{G_2}/MW	301.52	224.13	223.73	298.91
P_{G_3}/MW	360.00	297.87	299.16	223.40
P_{G_4}/MW	60.00	60.00	60.00	60.00
P_{G_5}/MW	60.00	60.00	60.00	60.00
P_{G_6}/MW	109.86	60.00	60.00	60.00
P_{G_7}/MW	60.00	60.00	158.82	60.00
P_{G_8}/MW	60.00	159.64	60.00	60.00
P_{G_9}/MW	60.00	60.00	60.00	159.44
$P_{G_{10}}/\text{MW}$	40.00	40.00	40.00	40.00
$P_{G_{11}}/\text{MW}$	40.00	40.00	40.00	40.00
$P_{G_{12}}/\text{MW}$	55.00	55.00	55.00	55.00
$P_{G_{13}}/\text{MW}$	55.00	55.00	55.00	55.00
总费用/USD	18096.90	17989.77	17989.61	17989.37

文[2]采取进化规划的几种不同改进形式得到的最优结果为17994.07USD, 本文所得结果略优。

分别采用 PSO、GACO-PSO 结合算法各独立计算 100 次, 迭代次数上限取 300, 最优结果分布如表 3 所示。文[2]采用多种改进形式的进化规划算法求解, 得到的最优结果在表 3 中记为 IFEP (该文种群规模、迭代次数均与本文一致, 独立计算 50 次, 表中为百分比)。

表3 算例1 最优结果分布比较

Tab. 3 The optimal resolution distribution of different calculation method for calculation case 2

目标函数值	最优结果分布/%		
	IFEP ^[2]	PSO	GACO-PSO
>18200USD	38	39	21
18150~18100 USD	26	22	18
18100~18050 USD	22	18	27
18050~18000 USD	12	19	19
<18000 USD	2	2	15

由表 3 可见, 广义蚁群与粒子群结合算法与粒子群算法及改进进化规划算法相比, 收敛精度更高, 解的离散度更小。

5 结论

本文将粒子群算法应用于广义蚁群算法的邻

域搜索中, 在确保广义蚁群算法的全局收敛性的同时, 也提高了算法的优化效率, 该方法还可求解常规算法难以解决的非凸、非线性约束优化问题。在提供最优解的同时, 还可提供一组次优解以供选择, 且容易实现并行运算。本文将其应用于求解电力系统经济负荷分配问题, 计算中综合考虑了网损、气轮机阀点效应等因素。两个算例的计算结果表明了该方法的有效性和可行性。

参考文献

- [1] Walters D C, Sheble G B. Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1993, 8(3): 1325-1332.
- [2] Sinha N, Chakrabarti R, Chattopadhyay P K. Evolutionary programming techniques for economic load dispatch[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2003, 7(1): 83-94.
- [3] Damousis I G, Bakirtzis A G, Dokopoulos P S. Network-constrained economic dispatch using real-coded genetic algorithm[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(1): 198-205.
- [4] 唐巍, 李殿璞. 电力系统经济负荷分配的混沌优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(10): 36-40.
Tang Wei, Li Dianpu. Chaotic optimization for economic dispatch of power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(10): 36-40.
- [5] 侯云鹤, 熊信良, 吴耀武, 等. 基于广义蚁群算法的电力系统经济负荷分配[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(3): 59-64.
Hou Yunhe, Xiong Xinyin, Wu Yaowu *et al.* Economic dispatch of power systems based on generalized ant colony optimization method [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(3): 59-64.
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[A]. Proceeding of the 1995 IEEE International Conference on Neural Network[C], Perth, Australia, 1995: 1942-1948.
- [7] Kennedy J, Eberhart R C. A new optimizer using particle swarm [A]. Proceeding of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science[C], Nagoya, Japan, 1995: 39-43.
- [8] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.

收稿日期: 2004-01-08。

作者简介:

侯云鹤 (1975-), 男, 博士研究生, 研究方向为最优化理论在电力系统中应用、电力市场理论及电力系统规划;

鲁丽娟 (1977-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统规划、电力系统运行分析及电力市场理论;

熊信良 (1945-), 男, 教授, 从事最优化理论在电力系统中的应用、电力系统运行分析、电力系统规划及电力系统谐波分析等方面的研究工作。