

基于 C - PSO的水火电混合电力系统电源规划

吴耀武¹, 王峥², 唐权¹, 熊信银¹, 娄素华¹

(1. 华中科技大学电气与电子工程学院,湖北 武汉 430074; 2 华东电网有限公司,上海 200002)

摘要: 提出了一种粒子群算法与遗传算法结合的组合粒子群算法,并将其用于求解复杂的、非线性的水火电混合电力系统电源规划问题。该结合算法引入的遗传算法成功地提高了基本粒子群算法的全局搜索能力,同时也比基本遗传算法的收敛速度更快。算例结果表明:对于短期规划,该算法能可靠、快速地收敛到全局最优解,对于大型电力系统的中长期电源规划问题也可得到较好解。

关键词: 水火电混合; 组合粒子群算法; 加速变步长搜索法; 可靠性计算; 环保约束

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2006)09-0064-06

0 引言

电力系统电源规划的核心问题是要确定在规划期内随着负荷的增长,系统应在何时、何地、建什么类型、多大容量的电厂。它主要回答何时、何地投建何种类型及多大容量的新机组的问题。我国的煤炭资源虽然丰富,但是煤是不可再生能源,据估计,我国的煤将在未来 30 年左右开采完毕,同时火电厂生产所产生的 SO₂ 等废气严重污染环境,基于以上原因,我们在进行电源规划时要优先考虑发展水电,这样既有利于节能,又有利于环保。所以本文重点研究水火电混合电力系统的电源规划问题。

从数学规划上讲,规划方案是一个包含许多电厂或机组的有序组合,即排序问题。由此而知,电源规划具有高维数、非线性及随机性的特点^[1]。

由于该问题的重要性,国内外学者相继将各种算法应用于求解该问题,包括传统的线性规划方法、非线性规划方法、动态规划法等^[1]。其中动态规划法能获得问题的全局最优解,但是对于中长期电源规划,容易产生维数灾问题,所以,传统优化方法难以求解中长期电源规划问题。因此,近年发展起来的以遗传算法(GA)^[2]、进化规划(EP)^[5]等为代表的各种进化算法和以粒子群算法(PSO)^[6]为代表的群智能优化算法被相继应用到电源规划问题中,并且各种人工智能算法都能得到满意的解。

基本粒子群算法具有实现简单、收敛速度快的优点,但是容易陷入局部最优,其参数、C₁、C₂的选取对能否获得问题的全局最优解起着决定性的作用;而遗传算法也是一种人工智能算法,用它进行遗传操作选取粒子群算法的参数能得到最优的参数组

合,从而使得粒子群算法能更好地收敛到全局最优。因此本文采用一种基本粒子群算法结合遗传算法的组合粒子群算法(C - PSO)求解电源规划问题,算例结果表明,本文提出的算法是有效的。

1 水火电混合电力系统电源规划的数学模型

电力系统电源规划的数学模型包括目标函数和一些约束条件。

1.1 目标函数

电源规划的目标,一般指满足负荷需要和各种约束条件及技术经济指标下国民经济支出最小。在相同的效益下,总支出最小的方案就是最经济的方案。如果某个方案除了发电效益以外还有其他效益,则可采用投资分摊或者记入方案费用的方法进行方案比较。因此,水火电混合系统电源规划模型的目标函数可表示为:

$$\min F = \{ \sum_{i=1}^N (\sum_{t=1}^{N_t} (Xa_{it} + Xb_{it})) + \sum_{j=1}^{N_p} (Ya_{jt} + Yb_{jt})) + \sum_{t=1}^N (O_t - B_t - R_t) \} \frac{1}{(1+r)^t} + \sum_{k=1}^M P_k PF_k \quad (1)$$

式中: F为目标函数值; N为计算期的年数, N_t为火电站总数, N_p为水电站(包括抽水蓄能)总数; Xa_{it}为火电站 i第 t年的投资费用, Xb_{it}为火电站 i第 t年的运行费用,其中包括各电站的固定运行费和可变运行费(燃料费); Ya_{jt}为水电站(或者抽水蓄能电站)第 t年的投资费用, Yb_{jt}为水电站 j第 t年的运行费用; O_t为第 t年末供电量损失费; B_t为第 t年除发电外的其他收益(如水电的防洪、灌溉和航运等

效益); R_{it} 为第 t 年的残值回收费用; r 为贴现率(%); M 为考虑的罚因子的个数, k 为各个罚因子的罚系数, PF_k 为个体不满足约束条件 k 的计算值。

由上述可以看出,整个目标函数值包括两大部分,第一部分为贴现到基准年的投资和运行费用,并扣除发电外的其他收益和残值;第二部分为对应系统有关约束不满足的罚函数。

1.2 约束条件

对于不同系统,约束条件是不相同的,使用不同的优化算法,约束条件也有差异。本文所考虑的约束条件包括:

备用容量约束或可靠性指标约束,待建电站最大装机容量约束,最早投入年限约束,系统需求约束,发电机组最大最小出力约束,火电燃料消耗约束,水电水量消耗限制和环保约束。

2 组合粒子群算法在电力系统电源规划中的应用

2.1 基本粒子群算法

微粒群算法(PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 等于 1995 年开发的一种演化计算技术,来源于对一个简化社会模型的模拟。

PSO 算法将每个个体看作 D 维搜索空间中的一个没有体积的微粒(点),在搜索空间中以一定的速度飞行。这个速度根据它本身的飞行经验以及同伴的飞行经验进行动态调整。第 i 个微粒表示为 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$, 它经历过的最好位置(有最好的适应值)记为 $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$, 也称为 P_{best} 。在群体所有微粒经历过的最好位置的索引号用符号 g 表示,即 P_g , 也称为 G_{best} 。微粒 i 的速度用 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ 表示。对每一代,其第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 根据如下方程变化:

$$V_{id} = V_{id} + C_1 \text{rand}() (P_{id} - X_{id}) + C_2 \text{Rand}() (P_{gd} - X_{id}) \quad (2)$$

$$X_{id} = X_{(i-1)d} + V_{id} \quad (3)$$

其中: w 为惯性权重(inertia weight), C_1 和 C_2 为加速常数(acceleration constants), $\text{rand}()$ 和 $\text{Rand}()$ 为两个在 $[0, 1]$ 范围内变化的随机函数。

此外,微粒的速度 V_i 被一个最大速度 V_{max} 所限制。如果当前对微粒的加速导致它在某维的速度 V_{id} 超过该维的最大速度 $V_{max,d}$, 则该维的速度被限制为该维最大速度 $V_{max,d}$ 。

2.2 组合粒子群算法

在上述的基本粒子群算法中,其三个参数即权

重因子:惯性权重,加速常数 C_1 和 C_2 。惯性权重使微粒保持运动惯性,使其有扩展搜索空间的趋势,有能力探索新的区域;加速常数 C_1 和 C_2 代表将每个微粒推向 P_{best} 和 G_{best} 位置的统计加速项的权重。低值允许微粒在被拉回之前可以在目标区域外徘徊,而高的值则导致微粒突然的冲向或越过目标区域^[7]。所以这三个参数的选取对于粒子群算法能否收敛到全局最优解具有十分重要的意义,常规的选取办法是经过大量的实验得出几个较好的固定的值。

本文提出的组合粒子群算法是在基本粒子算法的基础上,利用遗传算法来进行参数的选取,将三个参数设定为一个向量 $P_i = [w, c_1, c_2]$, 在粒子的速度的更新过程中对向量 P_i 进行选择、交叉、变异等遗传操作,得到每个粒子最优的参数组合,利用所得到的新的 P^* (即每个粒子的 P_i) 来更新每个粒子的速度。从而使算法更容易收敛到全局最优解。

2.3 组合粒子群算法应用于电源规划问题的求解步骤

组合粒子群算法(C-PSO)求解电源规划的算法流程如下:

- (1) 输入待建电站数据。
- (2) 根据待建电站数据和一些约束条件初始化一群微粒(群体规模为 m), 包括随机位置和速度,同时随机初始化 PSO 的参数 $P_i = [w, C_1, C_2]$ 。
- (3) 利用待建电站数据、原有系统的电源数据和负荷数据,在考虑各种约束条件的前提下进行可靠性计算和运行模拟计算,以确定各个方案的可靠性指标和各个电站在每月、每年的发电量,从而求得系统的可变运行费。
- (4) 计算每个微粒的适应度函数值。
- (5) 对 P_i 进行选择、交叉、变异操作,得到最优个体 P^* , 再用 P^* 替换 P_i 。
- (6) 对每个微粒,将其适应值与其经历过的最好位置 P_{best} 作比较,如果较好,则将其作为当前的最好位置 P_{best} 。
- (7) 对每个微粒,将其适应值与全局所经历的最好位置 G_{best} 作比较,如果较好,则重新设置 G_{best} 的索引号。
- (8) 根据式(2)更新各微粒的速度和位置,其中各个参数采用步骤(5)所得的 P^* 中的参数值。
- (9) 若已收敛,则解码输出当前群体中的最优个体,即为此问题的最优解;若不满足收敛条件(本文为达到一个预设最大代数 G_{max}), 则返回(3)。

模型的原理框图如图 1 所示。

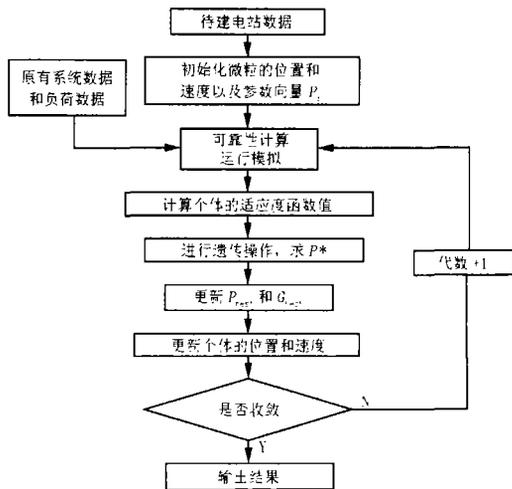


图 1 C-PSO 求解电源规划问题原理框图

Fig 1 Flow chart of C-PSO solving the generation expansion planning problem

2.4 对几个问题的处理

2.4.1 个体的编码与解码

个体的编码是利用粒子群算法求解电源规划问题的基础。它必须遵循以下原则：

a 问题空间中的所有候选解都能用 PSO 空间中的每个个体表示；

b 各个个体与候选解要一一对应，不能出现不可行解。

基于上述原则，本文采用一种动态模板十进制的编码方法，其编码过程如下：

设某系统包含 4 个待选电站，编号为 1~4，初始模板为 {1, 2, 3, 4}，如果 4 个电站的投入次序为 3241，则其个体的编码过程为：

首先投入发电厂 3，对应模板中的第 3 位，然后模板变为 {1, 2, 4}；然后投入电站 2，对应模板中的第 2 位，模板变为 {1, 4}；再投入电站 4，对应模板中的第 2 位，模板变为 {1}；最后投入电站 1，对应模板中的第 1 位。得到此个体的编码为：3221。

解码过程是编码的逆过程。

2.4.2 运行模拟

电源规划中的运行模拟的任务是：对群体中的各个个体进行规划期内逐年的运行模拟计算，以校验电力电量平衡，计算系统中各机组的年发电量、燃料需求、系统的年可变运行费用（燃料费用）以及计算系统的调峰不足容量。

本文采用确定型运行模拟模型，也就是通常采用的电力电量平衡。

对于火电站，采用优先顺序法，即按发电成本（即煤耗、电厂的煤价）、调峰能力和单机容量等技术经济指标构成火电站运行模拟的优先顺序，考虑各电站的运行约束后，顺序确定各火电站的工作位置和工作出力。

对于水电站（包括抽水蓄能电站），则采用加速变步长搜索法在系统典型日负荷曲线上搜索、确定各水电站的工作位置和工作容量。变步长搜索法的基本原理为：

假设我们已经按一定的顺序在系统日负荷曲线上安排了 k 月前 $i-1$ 个水电站的工作位置，并且从系统日负荷曲线上扣除前 $i-1$ 个水电站工作出力后系统的修正日负荷曲线如图 2 所示。

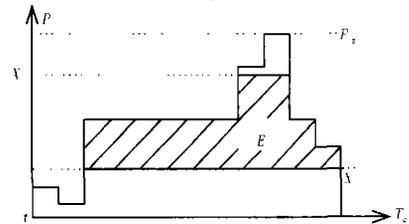


图 2 变步长搜索法示意图

Fig 2 Schematic diagram of step-changing search method

若已知 k 月水电站 i 的日可调出力和日可调电量分别为 P_{ik} 、 E_{ik} ，则采用变步长搜索法确定 k 月水电站 i 在系统修正日负荷曲线上的工作位置的步骤如下：

令水电站 i 在系统修正日负荷曲线上的工作位置上限 X_{i2} 及下限 X_{i1} 的初值为：

$$X_{i2} = P_{km}, X_{i1} = X_{i2} - P_{ik}$$

P_{km} 为系统 k 月的最大负荷

计算修正日负荷曲线上 X_{i1} 到 X_{i2} 之间的面积 E_i ，即水电站 i 工作于修正日负荷曲线上 X_{i1} 到 X_{i2} 位置时的日发电量；若 E_i 恰好等于此水电站给定的可调发电量，则转步骤 3，否则计算水电站 i 在此工作位置时的修正量 dx （即迭代步长）：

$$dx = (E_i - E_{ik}) / T \quad (4)$$

若 $|dx| < \epsilon$ （ ϵ 为预先给定的收敛精度），则转步骤 3。

否则，用下列公式修正水电站 i 的工作位置上下限：

$$X_{i2} = X_{i2} + dx, X_{i1} = X_{i1} + dx \quad (5)$$

转步骤 2 继续迭代搜索水电站 i 的工作位置。

搜索过程结束。 X_{i2} 和 X_{i1} 即为水电站 i 在系统修正日负荷曲线上最佳工作位置的上下限，且水电站 i 在系统日负荷曲线图上的最大工作出力 P_{im}

$$=X_{i2} - X_{i1}.$$

从系统修正日负荷曲线上扣除水电站 i 的工作位置 (图 2 中 X_{i2} 和 X_{i1} 之间的阴影部分), 可得安排前 i 个水电站工作位置后的系统修正日负荷曲线。

重复步骤 \sim , 即可确定各水电站在系统日负荷曲线上的工作位置。

加速变步长搜索法是在变步长搜索算法中引入加速因子 K_{ag} , 将变步长搜索法中修正水电站 i 的工作位置上下限的公式 (5) 修正为:

$$X_{i2} = X_{i2} + K_{ag} \times dx, X_{i1} = X_{i1} + K_{ag} \times dx \quad (6)$$

通过加速因子 K_{ag} 增加每次迭代的步长, 能够使算法更快地向水电站的最佳位置收敛, 从而提高迭代速度。显然, 加速因子 K_{ag} 的选择合理与否非常关键, 大量示例计算表明, 将加速因子 K_{ag} 的初值取为 1.024, 然后在迭代过程中, 每当前后两次迭代步长 dx 改变符号时, 将 K_{ag} 减小 50%, 直到 $K_{ag} = 1$, 能够大幅度地减少迭代次数, 提高迭代搜索速度。正常情况下, 可减少迭代搜索次数约 50%; 特殊情况下, 加速变步长搜索算法的迭代次数甚至仅为变步长搜索算法的 10% 左右。

采用上述加速变步长搜索削峰法确定各水电站在系统日负荷曲线上的工作位置, 一方面可以提高搜索速度和精度, 同时还可以保证搜索的收敛性。

2.4.3 可靠性计算

在电力系统电源规划中, 必须要检验电源规划方案是否满足系统可靠性要求。可靠性计算主要研究各方案的可靠性指标, 包括: LOLE、HLOLE 和 EENS 等。

由于系统可用的发电容量是否充分是相对于负荷需要而言的, 因此, 在评估发电系统可靠性时, 需要考虑发电能力和负荷的变化, 建立相应的发电容量概率模型和负荷模型。本文采用 LOLP 法计算各电源规划方案的可靠性指标。

(1) 发电容量概率模型

由两状态 (运行和停运) 发电机组所组成的发电系统, 在运行中将出现各种发电机组的随机故障停运情况, 不同台数和容量机组的停运将使发电系统处于不同状态, 表示发电系统在 t 时刻各种状态的停运 (或可用) 容量与状态概率间关系的图或表, 称为发电系统容量概率模型。

设已知系统有 $n-1$ 台机组, 其停运容量为 x 时的累积概率为 $P_{n-1}(x)$, 当系统增加一台容量为 C_n 的新机组时, 如停运容量仍为 x , 可能有两事件发

生: 新增机组在运行状态, 系统中原有 $n-1$ 台机组的停运容量为 x ; 新增机组在停运状态, 而原有 $n-1$ 台机组的停运容量为 $x - C_n$ 。

因系统中各机组相互独立, 且事件 和事件 互斥, 故 n 台机组系统停运容量为 x 时的累积概率为:

$$P_n(x) = (1 - q_n) P_{n-1}(x) + q_n P_{n-1}(x - C_n) \quad (7)$$

式中: C_n 、 q_n 为新增机组的容量和强迫停运率; $P_{n-1}(x)$ 、 $P_{n-1}(x - C_n)$ 为 $n-1$ 台机组系统停运容量为 x 和 $x - C_n$ 时的累积概率。

采用递推公式 (7) 逐台追加机组可以很容易地建立发电系统停运容量概率模型。为使所建立的容量模型便于应用, 通常使停运容量一项有规律地按一定的功率步长递增。

(2) 负荷模型

负荷模型用于表示一年中任一周期内系统负荷需要量和变化趋势。由于估算发电系统可靠性所用方法、所需计算的指标和对结果精度要求的不同, 相应地有多种负荷模型, 但在 LOLP 法中是按年表次序排成的负荷模型。这种负荷模型所需的原始数据是按日历次序排列的一年内的日峰值负荷。为了解一天 24 h 负荷变化, 通常在各季中各取一典型日各小时负荷曲线来表示。

(3) 发电系统可靠性指标计算

将发电系统的容量模型和负荷模型结合起来, 就可以计算发电系统可靠性的有关指标。

$$LOLP = P[x > (C_s - L)] = P(x > R) \quad (8)$$

$$LOLE = T \sum_{k=1}^m p_k P_k \quad (9)$$

$$HLOLE = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{24} p_i (C_i - L_{ijk}) \quad (10)$$

$$EENS = \sum_{x=R+x}^{C_s} (x - R) p(x) \quad (11)$$

式 (8) 中: L 为日峰负荷, C_s 、 R 为系统装机容量和备用容量 ($R = C_s - L$), $P(x > R)$ 为停运容量大于等于 R 的累积概率, 它可直接从系统发电机组停运容量概率表上查得; 式 (9) 中, m 为停运容量的状态数, T 为周期, p_k 为在时间段 t_k 内, 系统停运容量为 O_k , 停运容量状态为 O_k 为 R 时的确切概率; 式 (10) 中, L_{ijk} 为第 i 时段第 j 日第 k 小时的峰荷; 式 (11) 中, $p(x)$ 为停运容量为 x 的确切概率, x 为停运容量步长。

2.4.4 罚函数的构成

本文的罚函数包括三个部分:

(1) 当个体 i 不满足系统的调峰约束时, 模型以

系统所缺调峰容量乘以调峰罚系数,计入目标函数中。

(2)当个体 i 不满足系统的环保约束时,模型以所超过的 SO_2 排放量乘以环保罚系数,然后计入目标函数中。

(3)当个体 i 中的某电站不满足该电站的最早投运年限约束时,模型以该发电站提前装机的年数乘以年限罚系数,然后计入目标函数中。

3 算例分析

采用本文所提出的算法(C-PSO)和基本遗传算法(GA)及基本粒子群算法(PSO)对某省实际系统5年期电源规划和10年期电源规划分别进行优化计算,结果如下:

(1) 5年期电源规划

对于5年期电源规划,有14个待选电站,包括10个火电站、3个水电站和1个抽水蓄能电站。计算中把规划期按年为单位划分时间,负荷数据如表1,各待选电站的机组容量数据如表2,限于篇幅,典型日负荷曲线等其余数据省略。经优化计算,结果如表3所示。

表1 5年规划期内年最大负荷

Tab 1 Max-load of 5-year planning

规划年	1	2	3	4	5
负荷 /MW	11 650	12 950	13 630	14 750	15 900

表2 5年期待建电站数据

Tab 2 Station data of 5-year planning

电站号 (类型)	单机容量 /MW	电站号 (类型)	单机容量 /MW
1(火电)	600 ×2	8(抽蓄)	300 ×4
2(水电)	50 ×2	9(火电)	600 ×2
3(火电)	600 ×2	10(火电)	600 ×2
4(火电)	135 ×4	11(火电)	600 ×2
5(火电)	300 ×2	12(火电)	300 ×2
6(水电)	30 ×2	13(火电)	600 ×2
7(水电)	12.5 ×2	14(火电)	600 ×2

表3 5年期优化结果

Tab 3 Optimal result of 5-year planning

规划期	C-PSO	GA	PSO	DP
1	1,3,4,7	1,3,4,7	1,3,4,7	1,3,4,7
2	/	/	/	/
3	8,10	8,10	8,10	8,10
4	5,6,9	5,6,9	5,6,9	5,6,9
5	11,12	11,12	11,12	11,12
总费用 /亿元	51 918.44	51 918.44	51 918.44	51 918.44
收敛时间 /s	19.7	30.8	14.8	40.2
成功率 / (%)	85	70	65	100

5年期优化结果表明,对于短期电源规划问题,

各种优化方法都是可行的,传统的动态规划法(DP)可稳定地收敛到全局最优解,且成功率为100%,而本文所提出的方法亦可收敛到全局最优,且成功率略优于基本遗传算法(GA)和基本粒子群算法(PSO),收敛速度要比传统的动态规划法略快。

(2) 10年期电源规划

对于10年期电源规划,有20个待选电站,包括14个火电站、5个水电站和1个抽水蓄能电站,负荷数据如表4,各待选电站的机组容量数据如表5,限于篇幅,典型日负荷曲线等其余数据省略。经优化计算,结果如表6所示。

表4 10年规划期内年最大负荷

Tab 4 Max-load of 10-year planning

规划年	1	2	3	4	5
负荷 /MW	11 650	12 950	13 630	14 750	15 900
规划年	6	7	8	9	10
负荷 /MW	16 785	17 720	18 707	19 749	20 849

表5 10年期待建电站数据

Tab 5 Station data of 10-year planning

电站号 (类型)	单机容量 /MW	电站号 (类型)	单机容量 /MW
1(火电)	600 ×2	11(火电)	600 ×2
2(水电)	50 ×2	12(火电)	300 ×2
3(火电)	600 ×2	13(火电)	600 ×2
4(火电)	135 ×4	14(火电)	600 ×2
5(火电)	300 ×2	15(水电)	100 ×2
6(水电)	30 ×2	16(火电)	600 ×2
7(水电)	12.5 ×2	17(火电)	300 ×2
8(抽蓄)	300 ×4	18(火电)	600 ×2
9(火电)	600 ×2	19(水电)	150 ×2
10(火电)	600 ×2	20(火电)	600 ×2

表6 10年期优化结果

Tab 6 Optimal result of 10-year planning

规划期	C-PSO	GA	PSO
1	1,3,4,7	1,3,4,	1,3,4,7
2	/	7	/
3	8	8	9
4	6,9,10	6,10	6,8,10
5	5,12	5,11,12	11,12
6	11,13	13	5,13
7	14	9,14	2,14
8	2,20	2,20	15
9	19	17,19	18,19
10	16,18	18	16,17
总费用 /亿元	105 902.6	108 114.7	113 424.4
收敛时间 /s	69.7	127.4	60.9

10年期优化结果表明,对于中长期电源规划问题,各种优化方法都很难得到最优解,而且,此时传统的动态规划法已不收敛。从算例结果来看,本文所提出的组合粒子群算法比基本粒子群算法和基本

遗传算法的结果都要好一些。但是收敛时间上比基本粒子群算法略长,是因为将遗传因子引入到粒子群算法中所导致的,又由于进行遗传操作的 P_i 向量只是三维的,所以增加的计算时间不大。

4 结论

本文在充分研究了水火电混合电力系统电源规划的数学模型后,提出了一种全新的组合粒子群算法,该算法是将遗传算法的遗传因子引入到粒子群算法的参数选取中来。算例结果表明:引用组合粒子群算法求解短期电源规划问题能很好地收敛到全局最优解,而对于中长期电源规划问题也能得到比传统粒子群算法和传统遗传算法较优的解。

参考文献:

- [1] 侯煦光. 电力系统最优规划 [M]. 武汉:华中理工大学出版社, 1991.
HOU Xu-guang Power System Optimal Planning [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1991.
- [2] 吴耀武,侯云鹤,熊信良,等. 基于遗传算法的电力系统电源规划模型 [J]. 电网技术, 1999, 23(3): 10-14.
WU Yao-wu, HOU Yun-he, XDNG Xin-yin, et al A Model for Generation Expansion Planning of Power System on Genetic Algorithm [J]. Power System Technology, 1999, 23(3): 10-14.
- [3] 冯凯,李远德,侯云鹤,等. 改进单亲遗传算法在电源规划中的应用 [J]. 电网技术, 2004, 28(3): 11-15.
FENG Kai, LI Yuan-de, HOU Yun-he, et al Application of Improved Partheno-genetic Algorithm in Generation Expansion Planning of Power System [J]. Power System

Technology, 2004, 28(3): 11-15.

- [4] 余欣梅,熊信良,吴耀武,等. 电力系统调峰电源规划优化模型探讨及其应用 [J]. 中国电力, 2003, 36(1): 48-51.
YU Xin-mei, XDNG Xin-yin, WU Yao-wu, et al Discussion on Optimal Model for Peaking Units' Expansion Planning and Its Application [J]. Electric Power, 2003, 36(1): 48-51.
- [5] Kannan S, Mary Raja S, Subbaraj P, et al Application of Evolutionary Computation Technique for Expansion Planning [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003: 120-125.
- [6] Kannan S, Mary Raja S, Subbaraj P, et al Application of Partial Swarm Optimization Technique and Its Variants to Generation Expansion Planning Problem [J]. Electrical Power System Research, 2003, (12): 203-210.
- [7] 谢晓锋,张文俊,杨之廉. 微粒群算法综述 [J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 129-134.
XIE Xiao-feng, ZHANG Wen-jun, YANG Zhi-lian. A Overview of Particle Swarm Optimization [J]. Control and Decision, 2003, 18(2): 129-134.

收稿日期: 2005-09-04; 修回日期: 2006-02-24

作者简介:

吴耀武 (1963 -),男,副教授,从事电力系统及其自动化等方面的科研和教学工作,研究方向为电力系统可靠性及电力系统最优规划;

王 峥 (1976 -),男,工程师,从事电力系统规划工作;

唐 权 (1982 -),男,硕士研究生,研究方向为电力系统电源规划,最优化理论在电力系统中的应用。

E-mail: tangaaa@sina.com

Generation expansion planning of hydro-thermal mixed power system based on C-PSO

WU Yao-wu, WANG Zheng, TANG Quan, XDNG Xin-yin, LOU Su-hua

(1. College of Electric and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology,

Wuhan 430074, China; 2. East China Grid Company Ltd, Shanghai 200002, China)

Abstract: A composite particle swarm optimization algorithm (C-PSO) in which the particle swarm optimization (PSO) is integrated with genetic algorithm (GA) is proposed and applied to a complicated and nonlinear generation expansion planning of hydro-thermal mixed power system. This integrated algorithm improves the global search ability of PSO, and the convergence speed is faster than GA. Case analysis result shows clearly that this algorithm can reliably and fast search for global optimal solution in short-term planning. To solve the problems of large scale and long-term generation expansion planning of power system, it is feasible as well.

Key words: hydro-thermal mixed; C-PSO; accelerated search method with variable step; reliability evaluation; environment constraint