

[控制系统]

改进粒子群算法在电力系统经济负荷分配中的应用

文/贵州大学电气工程学院 赵海丽 宗超凡 卢志刚

粒子群优化 (PSO) 算法在电力系统多目标优化问题中, 存在易陷入局部最优, 计算结果随机性较大及利用权重处理多目标问题时取值难以科学化等缺陷。为了避免这些问题, 结合随机黑洞策略、惯性权重和学习因子的动态更新、NSGA-II非支配排序、拥挤距离排序、领导粒子的选择和小概率随机突变的方法对经典PSO算法进行了改进, 提出了一种新的改进粒子群算法, 引用Pareto前沿来处理电力系统多目标优化问题。随后, 将改进粒子群算法应用于电力系统经济负荷分配问题中, 综合考虑了发电机的燃料成本和有功网损成本, 结果表明改进粒子群算法增强了全局搜索能力, 改善了收敛速度和收敛精度, 解集的分布更加均匀, 并且有效地展现了Pareto前沿关系, 使其在处理非线性、非凸性及高维等多目标问题时更具有优势。

电力系统的经济负荷分配是指系统基于一定的约束条件下, 对各机组按照一定的规则合理分配负荷, 使发电成本得以优化。电力系统经济负荷分配与很多因素有关, 包括燃料成本和有功网损等。在电力系统的经济负荷分配问题中, 粒子群优化 (PSO) 算法作为一种新兴的人工智能算法, 以其精度高、收敛快和容易实现等优点被广为认可。

经典PSO算法虽然在算法的初期收敛速度快, 但易陷入局部最优。运用该算法求解多目标优化问题时, 往往利用权重或隶属度值将多目标问题转换为单目标问题来处理, 没有达到真正意义上的多目标寻优计算, 具有一定的局限性。有学者提出了一种基于权重聚合的粒子群算法, 首先将多目标函数转换为单目标函数, 再利用经典PSO算法对单目标函数进行优化, 该算法不仅易陷入局部最优, 而且算法中权重的取值难以科学化; 又有人提出的空间粒子群优化算法虽然提高了算法的全局搜索能

力, 但每次计算的结果随机性较大; 还有人提出一种基于SPEA2的环境选择和配对选择策略的多目标粒子群算法, 该算法能寻优到Pareto非劣最优解集, 但寻优得到的粒子多样性欠佳 (Pareto图形较为稀疏), 分布性一般 (粒子分布不均匀)。

电力系统经济负荷分配问题作为一个多目标优化问题, 其存在着非线性、非凸性及高维等计算难度。为了解决这一问题, 采用基于Pareto寻优的理念, 再结合随机黑洞策略、惯性权重和学习因子的动态更新、NSGA-II非支配排序、拥挤距离排序、领导粒子的选择和小概率随机突变的方法对经典PSO算法进行了改进, 搜索Pareto最优前沿, 为电力系统的经济负荷分配提供了良好的决策。

数学模型

1. 发电燃料成本

发电成本主要是指发电机的燃料成本, 单台

发电机的发电成本可用函数近似表示为

$$C(P_i) = \alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

式中, $C(P_i)$ 为第 i 台发电机发电过程中燃料消耗带来的费用 (\$/h); P_{Gi} 为系统中第 i 台发电机的有功功率; N 为系统中发电机的数量; $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 为第 i 台发电机在发电过程中形成的燃料特性曲线的 3 个常数参数。因此, 系统的总发电燃料成本 f_i (\$/h) 为

$$f_i = \sum_{i=1}^N C(P_i) \quad (2)$$

2. 有功网损成本

系统有功网损的计算公式为

$$P_{\text{loss}} = \sum_{(i,j) \in NB} (P_{ij} + P_{ji}) = \min \sum_{j \in i \in NB} G_{ij} (U_i^2 + U_j^2 - 2U_i U_j \cos \theta_{ij}) \quad (3)$$

式中, NB 为系统中支路的集合; U_i 和 U_j 分别为系统中节点 i 和节点 j 的电压大小; NN 为系统中节点的规模大小; θ_{ij} 为节点 i 与节点 j 的相角差。

3. 约束条件

系统中发电机存在的有功功率约束为

$$P_{\min} \leq P_i \leq P_{\max} \quad (4)$$

式中, $P_{\min}$ 为发电机 i 的有功功率最小值; $P_{\max}$ 为发电机 i 的有功功率最大值。

系统中功率平衡的约束为

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_{\text{loss}} + P_D \quad (5)$$

式中, $\sum_{i=1}^N P_i$ 为系统中 N 台发电机发出的总有功功率; P_{loss} 为系统的有功网损; P_D 为系统的有功负荷。

节点电压的幅值约束为

$$V_{\min} \leq V_i \leq V_{\max} \quad (6)$$

式中, $V_{\min}$ 为系统中节点 i 的电压最小值; $V_{\max}$ 为系统中节点 i 的电压最大值。

支路电流约束为

$$I_k < I_{k\max} \quad (7)$$

式中, $I_{k\max}$ 为系统中支路 k 的电流最大值。

改进粒子群算法

1. 经典PSO算法

经典PSO算法作为一种群智能算法, 其由于计算速度快、效率高、算法简单而被广泛采用, 但该算法易陷入局部最优, 且计算结果随机性较大。因此, 本文对经典PSO算法进行了相应的改进。

2. 改进的多目标粒子群优化算法

(1) 随机黑洞策略

为了提升算法的迭代速度以及寻优精度, 加强算法的全局搜索能力, 选择随机黑洞策略

(RBH) 作为寻优粒子的速度和位置更新方法。

选择靠近当前全局最优粒子的一个粒子作为黑洞, 在以该粒子为中心、半径为 R 的区域内, 粒子以一定的概率被黑洞捕获, 按照随机黑洞策略对粒子的速度和位置进行更新; 如果超出半径 R 的范围, 则按照经典PSO算法的更新公式对粒子的速度和位置进行更新。另外, 粒子也有一定的概率从黑洞中逃离。采用随机黑洞策略扩大了粒子的搜索范围, 也提升了其搜索全局最优的能力, 加快了收敛速度。在处理本文所研究的多目标优化问题时, 可以更有效地逼近Pareto最优解集。

随机黑洞策略的原理如图1所示。

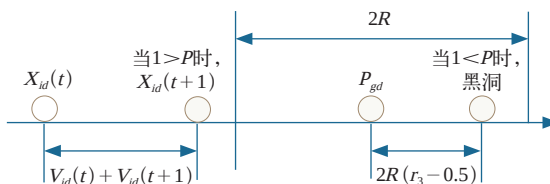


图1 随机黑洞策略原理图

随机选取一个靠近当前全局最优粒子的粒子作为一个黑洞, 设置一个阈值 P 来表征黑洞的捕获能力, 其取值范围为 $[0, 1]$ 。对每个粒子的任一维, 设置一个取值范围在 $[0, 1]$ 之间的随机数 l 。如果 $l < P$, 则粒子被黑洞捕获; 否则, 利用经典PSO的方式更新粒子的速度和位置。

粒子的速度和位置更新公式如下所示。

当 $l_{id}^k \geq P$ 时, 有

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c[r_1(x_{pid}^k - x_{id}^k) + r_2(x_{gid}^k - x_{id}^k)] \quad (8)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (9)$$

当 $l_{id}^k < P$ 时, 有

$$x_{id}^{k+1} = x_{gd}^k + 2R(r_3 - 0.5) \quad (10)$$

式中, r_1, r_2 和 r_3 为分布在 $[0, 1]$ 内的随机数; l_{id}^k 为当第 k 次迭代时, 第 i 个粒子在其相应的第 d 维度上的概率, 这意味着粒子将有一定的概率从黑洞逃逸; R 为黑洞的半径。

(2) 惯性权重和学习因子的动态更新

惯性权重和学习因子 c 的动态更新规律为

$$\omega = \omega_0 + r_4(1 - \omega_0) \quad (11)$$

$$c = c_0 + t/M_t \quad (12)$$

式中, ω_0 为一个常数, 取值范围为 $[0, 0.5]$; r_4 为一个随机数, 取值范围为 $[0, 1]$; c_0 为一个常数, 取值范围为 $[0.5, 1]$; t 为第 t 次迭代; M_t 为总迭代次数。

不同的惯性权重对粒子群的搜索能力有着不

同的影响,大的惯性权重可以提高算法的全局搜索能力,而小的惯性权重可以加强算法的局部搜索能力。在算法的搜索后期,学习因子的更新方式能够提升全局搜索能力。

(3) NSGA-II非支配排序

本文采用了NSGA-II非支配排序,NSGA-II非支配排序策略已经成为了解决多目标函数并求得Pareto最优解集的主要方法,其详细的操作如图2所示。

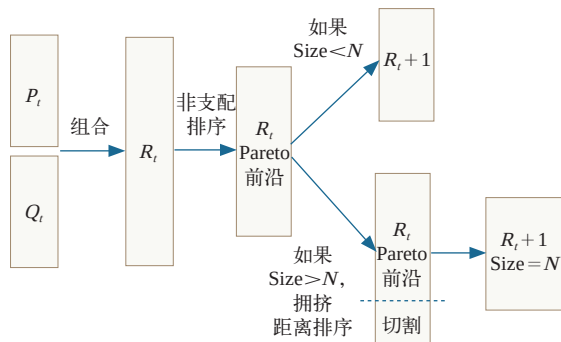


图2 非支配排序的操作示意图

设粒子群的规模为 N ,为了保持种群的多样性,首先将支配解集 R_t 和其子代解集 Q_t 组合成为一个新的粒子群 R_t ,该粒子群的规模为 $2N$ 。计算新粒子群 R_t 的适应度值并对其进行非支配排序,然后可以得到粒子群 R_t 的Pareto最优前沿解集。如果 R_t 的Pareto最优前沿解的数量小于或等于种群的规模 N ,选择 R_t 的Pareto最优前沿解集作为下一次迭代的粒子群 R_{t+1} ,但如果 R_t 的Pareto最优前沿解的数目大于种群的规模 N ,则需对其Pareto最优前沿解集进行拥挤距离排序。为了确保Pareto最优前沿解分布的均匀性,将拥挤距离最小的解淘汰,最终选择Pareto最优前沿解集的数量等于种群的规模 N 并且其拥挤距离大的解作为下一次迭代的粒子群 R_{t+1} 。

(4) 拥挤距离排序

在拥挤距离排序中,往往通过对解集中所有非支配解的距离排序,直接淘汰掉拥挤距离最小的解,但是这种方法没有考虑到将某个解删除后对邻解的拥挤距离的影响。为了避免这一影响,本文提出了一种新的方法,即逐步淘汰。该策略的主要思想是:每次只淘汰当前拥挤距离最小的一个粒子,运用该策略可以获得分布更加均匀的解集。

(5) 领导粒子的选择

领导粒子包括全局最优粒子和个体最优粒子

两种。为了确保粒子尽量靠近Pareto最优前沿,随机选择一组Pareto最优前沿的解作为全局最优粒子,使得较低前沿的非支配粒子和最低前沿的非支配粒子拥有相同的概率成为全局最优粒子,从而提升了种群的多样性。个体的最优粒子由支配和非支配关系决定。如若当前粒子支配着个体最优粒子,则将当前粒子更新为个体最优粒子,否则不更新个体最优粒子。领导粒子的选择对粒子群的搜索方向具有重要的指导作用。

(6) 小概率随机突变

为了保证算法的全局搜索能力和解的多样性,本文介绍了一种小概率的随机突变。在经典PSO算法的进化过程中,增加了自由突变机制,它会对粒子的位置产生一个小范围的扰动,进而提高算法的全局搜索能力。粒子的位置突变采用多项式突变规则,其突变率 P_m 是一个 $[0, 1]$ 内的小值常数。

算例及分析

1. 参数设置

本文采用一个IEEE 30节点的仿真系统,分别利用改进的粒子群优化算法和经典PSO算法计算以有功网损和总发电成本为目标函数的Pareto最优解集。其中,潮流计算中有功网损的计算采用了收敛速度较快的牛顿拉夫逊潮流算法。系统的总有功负荷 $P_D = 283.4 \text{ MW}$,IEEE 30节点系统的详细数据参照文献来设定。6个发电机的基本参数如表1所示。取迭代次数为100,粒子群的规模为100,初始惯性权重为 $\omega_0 = 0.3$,初始学习因子为 $c_0 = 0.9$,黑洞的捕捉半径为 $R = 8$,黑洞的捕获概率为 $P = 0.3$ 。

表1 发电机基本参数

发电机	α	β	γ	P_{Gmax}/MW	P_{Gmin}/MW
G1	0.0079	1.9	25	50	5
G2	0.0016	1.9	40	70	5
G3	0.0020	1.9	60	100	5
G4	0.0011	2.2	95	60	5
G5	0.0030	2.1	120	100	5
G6	0.0020	2.0	75	60	5

2. 仿真结果分析

根据上述情况,分别采用改进粒子群优化算法和经典PSO算法对上述案例进行优化计算,两种

算法设置相同的参数条件。仿真结果如图3、图4所示。

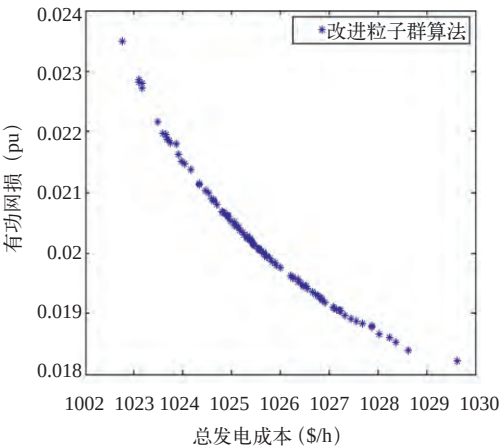


图3 Pareto前沿的最优解集

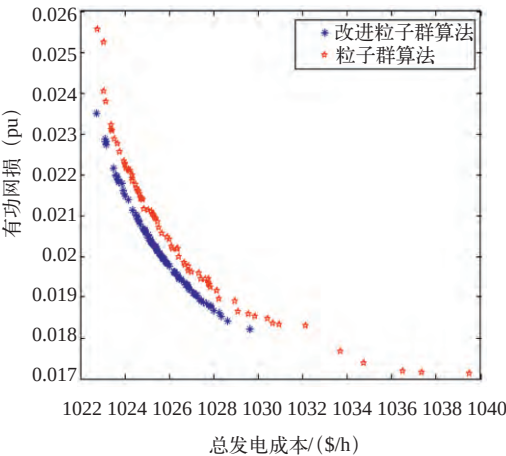


图4 两种算法的Pareto前沿最优解集比较

从图3可以看出，本文提出的算法可以计算两目标函数的Pareto最优解集。两个目标函数的关系可以从图中直接得出，即总发电成本和有功网损存在某种非线性关系，当总发电成本增加时，有功网损则减小。

由图4中改进粒子群优化算法和经典PSO算法的对比计算可以看出，改进粒子群优化算法比经典PSO算法具有更强的Pareto最优前沿搜索能力，能尽可能地搜索到最前端。两者Pareto前沿的规模都为100，改进粒子群优化算法的粒子浓度大，因此改进粒子群的Pareto粒子显得更加密集，经典PSO算法的Pareto粒子则相对比较分散。因此改进粒子群算法具有更强的全局搜索能力，不易陷入局部最优，并且提升了解集的多样性和均匀性。由于随机黑洞策略的引入，其迭代速度也得以加快。

根据偏好特性，对改进粒子群算法求得的最优解集进行排序，取解集中的位置较为居中的解，其发电机的出力如图5所示，1~6号发电机对应IEEE 30节点系统中的1、2、5、8、11、13号节点发电机。在发电机出力如图5所示的情况下，其所对应的IEEE 30节点的电压模值情况如表2所示。

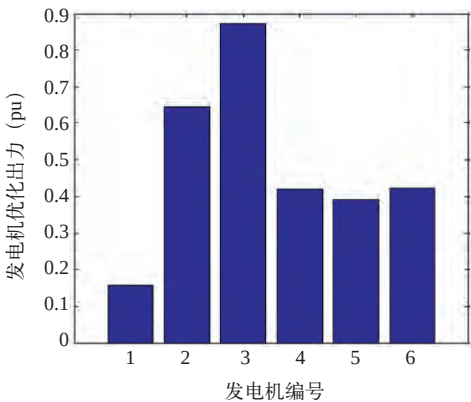


图5 发电机优化出力分配图

表2 节点电压模值情况

节点类型	节点编号 (pu)	最大电压 (pu)	最小电压
平衡节点 (1个)	1	1.05	1.05
PV节点 (5个)	2、5、8、11、13	1.0913	1.0058
PQ节点 (24个)	3、4、6、7、 9、10、12、 14~30	1.0487	1.0055

结束语

本文根据经典PSO算法的缺陷，提出了一种改进的粒子群优化算法，并将其应用于电力系统经济负荷分配的计算。综合考虑有功网损和总发电成本两个目标函数，对IEEE 30节点系统进行仿真计算，形成Pareto最优解集。对比改进粒子群和经典PSO的计算结果，能看出所改进的粒子群算法的Pareto前沿更具有多样性，分布更加均匀，收敛速度更快，不易陷入局部最优，全局搜索能力更强。因此，本文所提出的改进粒子群算法对非线性、非凸性及高维等多目标问题更具有优势。EA

(收稿日期：2015.12.25)

(编辑：杨得润)