

基于分布式协同粒子群优化算法的 电力系统无功优化

赵波, 郭创新, 张鹏翔, 曹一家

(浙江大学电气工程学院工业控制技术国家重点实验室, 浙江省 杭州市 310027)

DISTRIBUTED COOPERATIVE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM FOR REACTIVE POWER OPTIMIZATION

ZHAO Bo, GUO Chuang-xin, ZHANG Peng-xiang, CAO Yi-jia

(College of Electrical Engineering and National Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang Province, China)

ABSTRACT: This paper presents a novel distributed cooperative particle swarm optimization algorithm for optimal reactive power dispatch and voltage control of power system. Considering the large-scale characteristics in practical system, this paper employs decomposition-coordination theory in hierarchical control structure. Meanwhile, the reactive power optimization problem is decomposed into a number of sub-problems. These sub-problems interact with each other through a hybrid strategy, and reactive power optimization separately in these sub-problems uses an improved particle swarm optimization algorithm, which considers more particle' information to control the mutation operation. The proposed method applied for optimal reactive power dispatch is evaluated on four various scale power systems. Simulation results show that higher quality solutions are obtained in a shorter time by the proposed approach than by SGA and PSO, and the proposed approach with a hybrid strategy is very suitable for solving large-scale power system reactive optimization problems.

KEY WORDS: Power system; Decomposition-coordination theory; Improved particle swarm optimization; Reactive power optimization

摘要: 该文提出一种新颖的用于求解无功优化问题的分布式协同粒子群优化算法。考虑到大规模电力系统集中优化难度较大, 采用分层控制中的分解-协调思想将大系统分解成若

干个独立的子系统, 有效地降低求解问题的复杂度, 并采用混合策略在各子系统间进行协同进化。此外, 子系统的无功优化采用了一种改进的粒子群优化算法, 考虑了更多粒子的信息, 能有效地提高算法的收敛精度和计算效率。对4个不同大小规模的系统进行的仿真计算结果表明该文提出的方法能够获得高质量的解, 并且计算时间短, 效率高, 适合求解大规模电力系统的无功优化问题。

关键词: 电力系统; 分解-协调理论; 改进粒子群优化算法; 无功优化

1 引言

随着市场运营机制的逐步实现, 提高运行水平、降低运行费用已成为企业竞争能力的重要标志, 因而对无功优化问题提出了更高的要求。由于该问题具有非线性、不连续、约束多样性、控制变量的离散性、计算规模大等特点, 因此在实时环境中动态地进行大规模电网优化控制异常困难^[1]。在传统的优化方法中, 如线性规划、二次规划、混合整数法等^[2-5], 都有一定的优越性和适应性, 但这些方法要求目标函数可微, 只能保证局部最优解, 且求解时间长, 易产生“维数灾”而无法进行大规模的优化计算^[6]。近年来一些基于人工智能的新方法如人工神经网络^[7]、专家系统^[8]和遗传算法^[9]等相继被引入到电力系统优化问题的研究中, 且有些方法已经投入实际应用并取得了较好的效果^[10]。粒子群优化算法(PSO)也是一种新颖的随机进化搜索算法, 它具有并行处理特征,

基金项目: 国家自然科学基金创新群体项目(60421002); 国家杰出青年科学基金(60225006)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (60421002, 60225006).

鲁棒性好,易于实现,且计算效率高,已成功地应用于求解各种复杂的优化问题^[11]。文献[12]已将 PSO 算法应用于求解电力系统无功优化问题,并取得了较好的效果。

然而对于实际电网,其规模通常较大、电压等级较多,存在成百上千个控制变量,再加之电力系统地域分步广,致使这些控制变量常分布在不同的区域中,要对其进行全局无功电压集中优化将变得非常的困难,导致集中优化的控制效果不理想。考虑到大规模电力系统分层控制的特点^[13],本文采用分层控制中的分解-协调思想,将大规模电力系统优化问题分解成若干个子系统单独优化,各子系统间的无功优化既是相互隔离单独进行的,又是相互合作的。同时应用协同进化原理,通过混合策略选取各子系统的代表作为子系统间的信息交互,使得子系统间协同进化,最后各子系统的解逐渐逼近原问题的最优解,其实质是将大系统优化问题的高维解空间分为多个低维解集的组合,从而降低对大规模寻优问题计算的复杂性,以提高全局寻优的能力,避免过早地陷入局部最优解。在对每个子区域进行无功优化时,本文提出了一种改进的 PSO 算法 (Improved Particle Swarm Optimization, 简称 IPSO),每个粒子将充分考虑更多的粒子提供的共享信息来修正个体行动策略,而不仅是种群中最好的粒子,相当于每个粒子考虑了更多粒子对它的社会影响,有效地扩展了 PSO 算法的基本公式,使其更快地收敛到全局最优解。本文应用提出的分布式协同粒子群优化算法分别对 IEEE 30、57、118 节点系统和一个实际的 312 节点电网进行了无功优化的仿真计算,并与其它一些算法和不同选择策略的协同进化优化结果进行了比较,结果表明:该算法适合于大规模电力系统的无功优化计算,并且具有收敛速度快、计算精度高的突出优点,具有较强的实用价值。

2 无功优化模型

无功优化是通过调整可调变压器变比、补偿电容器和发电机端电压等控制变量来降低有功网损并保证电压在规定范围之内^[14]。本文以有功网损最小化为目标,其优化模型可表示为

$$\min f_Q = \sum_{k \in N_E} P_{kloss} = \sum_{k \in N_E} g_k (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos q_{ij}) \quad (1)$$

其约束条件为

$$\begin{cases} 0 = P_{Gi} - P_{Di} - V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \cos q_{ij} + B_{ij} \sin q_{ij}), i \in N_i, i \neq s \\ 0 = Q_{Gi} - Q_{Di} - V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \sin q_{ij} - B_{ij} \cos q_{ij}), i \in N_{PQ} \\ V_{i,\min} \leq V_i \leq V_{i,\max}, i \in N_B \\ Q_{Gi,\min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi,\max}, i \in N_G \\ T_{k,\min} \leq T_k \leq T_{k,\max}, k \in N_T \\ Q_{Ci,\min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci,\max}, i \in N_C \end{cases} \quad (2)$$

式中 N_E 、 N_{PQ} 、 N_g 、 N_B 、 N_T 和 N_C 分别为支路号集合、 P - Q 节点号集合、发电机节点号集合、总的节点号集合、变压器支路集合和补偿电容器节点集合; N_i 为与节点 i 有关联的节点号集合,包括节点 i 本身; s 为平衡节点; P_{kloss} 为支路 k 的有功功率损耗; N_i 为支路 k 的电导; G_{ij} 和 B_{ij} 为节点导纳的系数; P_i 和 Q_i 分别为节点 i 的有功和无功注入; V_i 为节点 i 的电压幅值; Q_{ij} 为节点 i 和节点 j 之间的电压角度差; Q_{Gi} 为节点 i 的无功发电功率。

功率平衡等式用做等式约束,节点电压、无功发电功率、变压器的变比和补偿电容器的容量作为不等式约束。由于发电机端电压、变压器变比和各节点补偿电容器容量是控制变量,因此其约束可以自身得到满足。 P - Q 节点电压与无功发电功率是状态变量,需写成罚函数的形式,可表示为

$$F_Q = f_Q + \sum_{i \in N_{PQ}} I_{Vi} (V_i - V_{i,\lim})^2 + \sum_{i \in (N_g + N_C)} I_{Gi} (Q_{Gi} - Q_{Gi,\lim})^2 \quad (3)$$

式中 I_{Vi} 和 I_{Gi} 为罚因子; $V_{i,\lim}$ 和 $Q_{Gi,\lim}$ 可表示为

$$V_{i,\lim} = \begin{cases} V_{i,\max}, & V_i > V_{i,\max} \\ V_{i,\min}, & V_i < V_{i,\min} \end{cases} \quad (4)$$

$$Q_{Gi,\lim} = \begin{cases} Q_{Gi,\max}, & Q_{Gi} > Q_{Gi,\max} \\ Q_{Gi,\min}, & Q_{Gi} < Q_{Gi,\min} \end{cases} \quad (5)$$

3 分布式协同粒子群优化算法

3.1 电网分区方法

应用分布式协同粒子群优化算法求解无功优化问题时,应先将需求解的无功控制变量进行分区。本文采用了分层控制中的分解-协调思想先将大规模电力系统优化问题分解成若干个子系统,并对各子系统单独优化,以降低求解问题的复杂度,然后通过各子系统间的协同交互求得整个问题的优化解。对于无功优化问题,无论从经济性还是从系统安全性出发,都要求尽量减少不同分区之间无功的流动,使无功功率就地平衡。因此,本文将同一个供电区域内的无功控制变量划分为

一个区域。但在实际系统中，若按供电区域划分的方法进行分区，有些区域仍存在较多的控制变量需要优化，问题求解的复杂度仍然没有实质性的降低。所以，本文在按照供电区域进行一次划分后，若一些区域仍具有较大规模的控制变量，则要根据电压等级对无功控制变量进行二次划分。但此时不必按照每一个电压等级进行划分，因为这样将导致划分区域过多，致使在进行协同计算中，对每个子系统优化时将会增加适应值评估的计算量。通常，为了尽量地均衡各子系统的控制变量，只需选定 1~2 个电压等级划分区间，即可进一步减小网络规模，降低问题求解的维度。下面以算例中实际的 312 节点系统为例进行分区：该系统按照电压供电区域可以划分为 3 个区域，即供电 1、2、3 区，每个区域有 3 个电压等级 220kV/110kV/10kV，3 个区域的优化控制变量数分别为 24、51、45。从区域划分情况上看，供电区域 2、3 的优化控制变量仍然较多，需要进一步划分。这时，将区域 2、3 按照电压等级划分，但是不必严格按照每个电压等级进行划分。在该系统中，选定 110kV 及以上的电压等级所在的控制变量划分为 1 个区域，10kV 电压等级的控制变量划分为 1 个区域。这时，供电区域 2、3 被划分为供电 2_1、2_2、3_1、3_2 4 个区域，加上供电区域 1，5 个区域的控制变量分别为 24、17、34、17、28。在进行协同进化计算时，若每一个子种群中优化变量数能够均衡的分配，将会有较好的计算结果，因此本文提出的划分方法简单有效，适合于分布式协同粒子群优化算法。

3.2 改进粒子群优化算法的子系统无功优化

对于各子系统的无功优化，本文提出了一种改进的粒子群优化算法以求解各子系统的无功优化问题。标准的 PSO 算法是通过群体之间的信息共享和个体自身经验总结来修正个体行动策略，最终求取优化问题的解^[15]。PSO 初始化为一群随机粒子，然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中，粒子通过跟踪 2 个极值来更新自己。第 1 个就是粒子本身所找到的最优解，这个极值称为个体极值 p_{Best} 。第 2 个极值是整个种群目前找到的最优解，这个极值是全局极值 g_{Best} 。每个粒子根据如下的公式来更新自己的速度和新的位置：

$$v_{t+1} = j_0 \times v_t + j_1 \cdot r_1(t) \times (p_{Best} - x_t) + j_2 \times r_2(t) \times (g_{Best} - x_t) \quad (6)$$

$$x_{t+1} = x_t + v_{t+1} \quad (7)$$

式中 下标 t 为迭代次数； x_t 为 t 次迭代时的粒子空间位置； v_t 为 t 次迭代时的粒子速度； j_0 为惯性常数； j_1 、 j_2 为学习因子； $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 为 (0,1) 之间的随机数。

PSO 算法虽然是通过群体之间的信息共享和个体自身经验总结来修正个体行动策略，但是每个粒子仅根据自身的个体极值和全局极值这 2 个信息量来更新自己的速度和位置，并没有考虑其它粒子所包含的信息，因此粒子群在解空间的搜索是比较单向的。在本文的 IPSO 算法中，整个种群中的所有粒子根据其个体极值 p_{Best} 所对应的适应值大小按升序进行排序，选取前 n 个粒子的信息来修正每个粒子下一次迭代的行动策略。这样，在 IPSO 算法的搜索过程中整个粒子群在解空间搜索是多方向性的，搜索过程更均匀，能有效地提高算法的精度和全局收敛能力。IPSO 算法的基本公式为

$$v_{t+1} = j_0 \times v_t + j_1 \times r_1(t) \times (p_{Best} - x_t) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n j_{2i} \times r_{2i}(t) \times (g_{Besti} - x_t) \quad (8)$$

$$x_{t+1} = x_t + v_{t+1} \quad (9)$$

式中 j_{2i} 为学习因子； $r_{2i}(t)$ 为 (0,1) 之间的随机数； g_{Besti} 为整个种群中的所有粒子根据其个体极值 p_{Best} 所对应的适应值大小按升序进行排序所选取的前 n 个粒子 ($n < m$)。

从式(6)可以看出，标准 PSO 算法仅为 $n=1$ 时的一个特例。文献[16]已详细分析了该算法的收敛条件，并得到取控制参数 $j_0 = 0.7298$ ， $j_1 = 1.49618$ ， $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n j_{2i} = 1.49618$ 时的参数选择方案可以较好地满足其收敛条件。

3.3 各子系统间的协同方法及算法的求解步骤

在协同进化过程中，各子系统在单独优化并对个体适应值进行评估时，需从其他群体中选出个体代表，并与需要评估的个体组成协作行为应用于目标领域，根据协作行为在目标领域的表现进行适应值评估。种群代表的选取方法有：随机选择法和最优选择法^[17]。随机选择法是从每个种群中随机选个体的代表，而最优选择法是选取当前各个物种中最优的个体作为代表。文献[18-19]通过理论分析和数字试验表明，随机选取法的选取模式即能发挥优秀群体的作用，又能照顾到占群体较多比例的较差群体。但在各个子群体中只有少量优秀个体时，在协

同进化过程中将会淹没这些少量优秀个体的表现,不能发挥其作用。因此,在优秀个体数量较少时,该方法不适用;对于最优选取法,尽管其能够充分发挥少量优秀群体的作用,但当群体中优秀群体占了多数时,就不能发挥其优势,反而会将评估最优个体所需的计算量劣势表现出来。数字分析结果也显示,在试验刚开始时最优选择法效率很高,收敛曲线迅速达到最优值附近,但在最优值附近的效率却远远不及开始时的效率。在无功优化问题中,各个子系统的优化变量存在比较强的关联,无论群体中的优秀个体还是较差个体都能起到比较重要的作用,因此单独选择其中任何一种选择方法都是不适合的。本文将使用2种选择模式结合起来的混合策略,发挥两者各自的优势,弥补各自的不足。在协同进化的初始阶段,仅采用最优选择法,使其迅速收敛到最优值附近;随后,分别采用随机选择法和最优选择法得到的个体代表进行适应度评估值,再取这两者中较好的值作为最后的适应度评估值。这样做虽然增加了一部分计算量,但能保证整个协同进化的总体效率。

下面以一个简单的系统为例,该系统被划分为3个子区域。假设区域1、2、3的控制变量个数分别为 n 、 m 和 p ,其控制变量分别为 $\mathbf{X}_1=[x_{11},x_{12},\dots,x_{1n}]$ 、 $\mathbf{X}_2=[x_{21},x_{22},\dots,x_{2m}]$ 和 $\mathbf{X}_3=[x_{31},x_{32},\dots,x_{3p}]$ 。这里以区域1无功优化子问题为例说明区域间的协调过程:该子区域采用IPSO算法对其控制变量 $\mathbf{X}_1=[x_{11},x_{12},\dots,x_{1n}]$ 进行迭代计算,当根据式(8)、(9)对整个子区域内的种群粒子完成一次迭代操作后,需要对每个粒子进行适应值的评估。然而,适应值的评估需要对整个系统进行潮流计算后获得,这就需要整个系统控制参数的值,即 $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1,\mathbf{X}_2,\mathbf{X}_3]$ 。这时将选取区域2、3的个体代表组成整个系统控制参数的值参与适应值评估,在本文,选取的区域2、3的个体代表记为 \mathbf{X}_{2g} 和 \mathbf{X}_{3g} ,下标 g 为个体代表的意义,且 $\mathbf{X}_{2g}=[x_{21},x_{22},\dots,x_{2m}]_g$ 、 $\mathbf{X}_{3g}=[x_{31},x_{32},\dots,x_{3p}]_g$,因此最后组成的整个系统的控制变量 $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1,\mathbf{X}_{2g},\mathbf{X}_{3g}]$ 。由于本文采用混合策略选取个体代表,当采用最优选择法选取区域2和3的个体时,记为 $\mathbf{X}_{2\text{gbest}}$ 和 $\mathbf{X}_{3\text{gbest}}$,下标 best 代表最优选择法选取的个体代表;与此同时,当采用随机选择法选择区域2和3的个体时,记为 $\mathbf{X}_{2\text{grand}}$ 和 $\mathbf{X}_{3\text{grand}}$,下标 rand 代表随机选择法选取的个体代表。图1说明了区域1无功子优化的协调过程。在区域1内IPSO

算法对 $\mathbf{X}_1=[x_{11},x_{12},\dots,x_{1n}]$ 进行迭代优化后,需进行适应值的评估,这时选取上一次迭代后区域2和3的种群中最优个体代表,即 $\mathbf{X}_{2\text{gbest}}$ 和 $\mathbf{X}_{3\text{gbest}}$ (此时整个系统的控制变量为 $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1,\mathbf{X}_{2\text{gbest}},\mathbf{X}_{3\text{gbest}}]$)或者随机个体 $\mathbf{X}_{2\text{grand}}$ 和 $\mathbf{X}_{3\text{grand}}$ (此时整个系统的控制变量为 $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1,\mathbf{X}_{2\text{grand}},\mathbf{X}_{3\text{grand}}]$)作为代表参与 \mathbf{X}_1 适应值的评估。区域2和3的协调过程与区域1完全相同,这样,3个区域共同协调,通过各自种群的代表与其他区域交换信息,不断地迭代,使得各控制变量的值逐渐迭代到较为满意的优化解为止。

假设该系统被划分为 m 个子区域, l 代表第 l 个子区域,图2是进行无功优化计算的框图。

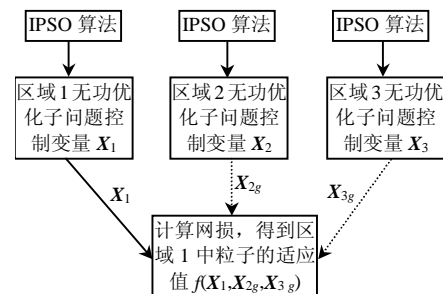


图1 协同过程示意图
Fig. 1 Cooperative process diagram

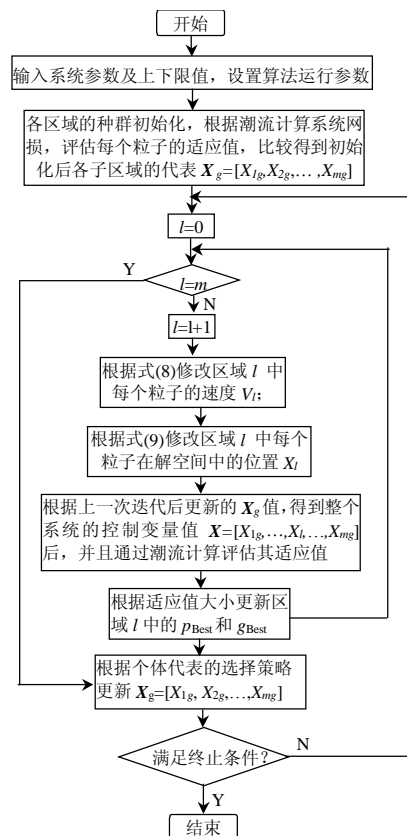


图2 分布式协同粒子群优化算法的流程图
Fig. 2 Flowchart of the distributed cooperative particle swarm optimization algorithm

4 算例分析

4.1 仿真系统简介

为了验证本文提出算法的有效性，在 P4 2.4G 的 PC 机上采用 Matlab 6.5 编程分别对 IEEE 30、57、118 节点和一实际的 312 节点系统进行无功优化仿真计算，各个系统的发电机数、变压器数、无功补偿装置数以及各个系统的分区情况参见表 1，系统的详细参数和控制变量的限制见文献[20-21]。

应用本文提出的 IPSO 算法对各子区域进行无功优化，根据式(8)，应先确定其 n 的值。本文采用不同 n 值情况下的 IPSO 算法对该无功优化问题进行仿真测试，发现当 $n=4$ 时，该算法能够取得较为满意的效果。若 n 值继续增大，将会严重影响该算法的收敛速度和全局收敛能力，因此，本文在计算各子区域无功优化问题时， n 值取为 4。由于各子区域控制变量数目不等，各子区域的 IPSO 算法粒子群数可以根据实际情况调整，通常为 30 个左右，惯性常数 $j_0=0.7298$ ，学习因子 $j_1=j_2=1.49618$ ，最大迭代次数 $T=100$ 。

表 1 仿真系统的分区情况
Tab. 1 Simulation systems

系统	节点数	发电 机数	变压 器数	无功补 偿个数	分区 情况
IEEE 30	30	6	4	3	2
IEEE 57	57	7	17	3	3
IEEE 118	118	54	9	14	4
实际系统-312	312	27	76	17	5

4.2 解的质量的比较分析

为了证明本文提出的混合策略协同粒子群优化算法（简称混合法）能够获得高质量的优化解，分别与遗传算法（SGA）、PSO 算法、基于最优选择法的协同粒子群优化算法（简称最优法）进行比较。由于 4 种方法均为随机搜索算法，故分别运行了 30 次，表 2 给出了 4 种方法最好的优化结果。从表中可知，本文提出的协同粒子群优化算法所得优化解的质量均要高于 SGA 和 PSO 算法，其中当系统规模增大时，协同方法有更加显著的优越性。这是因为随着系统规模的增大，控制变量数目急剧增加，常规方法的集中优化容易陷入局部解，算法容易早熟。采用本文提出的方法进行系统分区，有效地降低了大规模寻优问题的复杂性，提高了全局寻优能力；并且本文提出的 IPSO 算法，考虑了更多粒子提供的有效信息，有效地改进了 PSO 算法，进一步提高了算法的收敛能力。同时，采用混合策

略的选择方法得到的结果要优于最优选择法的优化结果，这是因为在迭代后期，最优选择法仅计及优秀个体的作用，而忽略了一些较差个体在协同进化中的作用，反而导致算法在迭代到最优值附近的收敛速度非常缓慢，甚至陷入局部最优解。

表 3 是 4 种算法求解 IEEE 30 节点无功优化所得到的控制变量的最优值，从表中可知，本文提出的混合法网损降幅 P_{SAVE} 达到 18.31%，其结果均要优于其他 3 种方法，并且优化后所有节点电压、控制变量的值均在其上、下限制内，充分说明了本文提出的方法能得到高质量的优化解。

表 2 优化结果比较
Tab. 2 Comparison among various methods

系统	优化结果			
	SGA 法	PSO 法	最优法	混合法
IEEE-30	4.9800	4.9233	4.8933	4.8918
IEEE-57	27.176	25.593	24.146	24.008
IEEE-118	133.625	131.812	129.170	128.997
实际系统-312	188.45	186.145	182.914	182.020

表 3 IEEE 30 节点系统控制变量优化结果
Tab. 3 The values of control variables after optimization
for IEEE 30 bus system (MW)

控制 变量	节点号	优化结果			
		SGA 法	PSO 法	最优法	混合法
V_1	1	1.0751	1.0790	1.0789	1.0768
V_2	2	1.0646	1.0704	1.0674	1.0681
V_5	5	1.0422	1.0479	1.0437	1.0452
V_8	8	1.0454	1.0476	1.0446	1.0451
V_{11}	11	1.0337	1.0775	1.0671	1.0622
V_{13}	13	1.0548	1.0646	1.0654	1.0710
T_1	6~9	0.94	0.99	1.02	1.01
T_2	6~10	1.04	0.99	0.98	0.99
T_3	4~12	1.04	1.00	0.99	1.00
T_4	28~27	1.02	0.98	0.97	0.98
Q_3	3	0.00	-4.00	-4.00	-6.00
Q_{10}	10	37.00	0.00	20.00	20.00
Q_{24}	24	6.00	12.00	10.00	12.00
P_{loss}/MW		4.9800	4.9233	4.8933	4.8918
$P_{SAVE}/\%$		16.84	17.78	18.28	18.31

注：表中 $V_1 \sim V_{13}$ 为发电机控制变量； $T_1 \sim T_4$ 为变压器控制变量； $Q_3 \sim Q_{24}$ 为无功补偿装置控制变量； P_{loss} 为有功网损。

4.3 收敛性分析解

图 3 是对 IEEE 57 节点系统采用 4 种无功优化算法得到的收敛特性图。当 IEEE 57 节点系统被划分为 3 个子区域后，采用 IPSO 算法进行子区域间的协调优化，有效地降低了寻优问题的计算复杂度，能够提高算法的收敛能力。从图中可知，采用混合法迭代 25 次左右就可以收敛到较为满意的最优解，而最优法要迭代 35 次左右、PSO 算法需迭代 45 次左右、SGA 算法要迭代 80 次左右才能收敛，

这充分说明了混合法具有优越的收敛能力。从图中尤其可以看出,混合策略选择方法在迭代后期收敛效率明显高于最优选择法的收敛效率。图4是采用混合法对4个系统进行无功优化的收敛特性图。由图可知,4个系统均能较快地收敛到满意的最优解(实际的312节点系统也只需迭代35次左右)。这有效地说明了不论系统规模如何增加,控制变量的参数如何增多,只要合理地划分子区域,采用本文的方法均可有效地降低求解问题的复杂度,并能快速地收敛到满意的最优解。

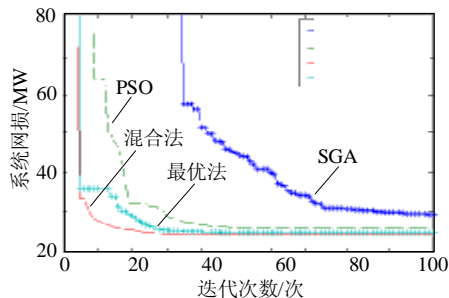


图3 IEEE 57节点不同方法的收敛特性

Fig. 3 Convergence curve of different algorithms for IEEE 57-bus system

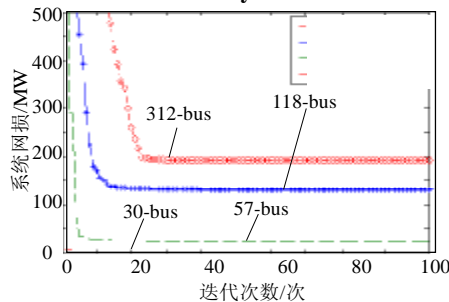


图4 不同系统采用分布式协同 PSO 算法的收敛特性

Fig. 4 Convergence curve of distributed cooperative PSO for different systems

4.4 计算时间的比较

不同的系统规模通常对算法的计算时间有较大的影响,本文分别对4个不同的系统进行了无功优化仿真计算,4种算法的计算时间见表4和图5(由于最优法和混合法计算时间差别不大,在图5中仅画出了混合法的时间曲线图)。由表4和图5可知,随着系统规模不断增大,协同进化方法计算速度的优越性明显增加,尤其从图5可以看出,当计算实际312节点系统时,3种方法时间曲线之间的距离明显增大,充分反应了本文提出的方法在计算大规模电力系统无功优化问题时,其计算效率要明显高于SGA和PSO方法。这是因为分解方法对复杂系统进行了简化,各自只需优化较小的子系统及在子系统间进行协调,使得IPSO算法能够快速收敛到满意的最优解。采用混合策略的选择方法

虽然在迭代后期将增加适应值评估的计算量,但可加快协同算法整体进化的效率。从表4可以看出,在计算IEEE 30、57节点系统时,混合法的计算时间相对于最优法要略多一些,这是因为该系统较小,分区少,最优法也能快速地收敛到最优值,采用混合法提高的整体计算效率不足以弥补该算法在迭代后期因计算适应值而增加的计算时间;但随着系统规模的增加,分区较多,混合法的计算时间比最优法还要略少一点,这说明混合法在计算大规模电力系统无功优化问题时的计算效率在迭代后期要明显优于最优法,使得该算法的整体效率要高于最优选择法。文献[22]虽然同样具有协同进化的思想,但是对子系统的优化是采用常规的遗传算法,并且个体代表选择方法是最优选择法,对IEEE 30、57节点系统的计算时间分别是22s和53s,计算效率均要低于本文方法,充分说明若对子系统的无功优化采用合适的优化算法和恰当的个体代表选择方法,将能有效地提高整个方法的计算效率。

表4 计算时间

Tab. 4 Computation time of various methods

系统	计算时间/s			
	SGA法	PSO法	最优法	混合法
IEEE-30	77.84	28.57	19.78	23.78
IEEE-57	81.66	45.83	38.49	40.05
IEEE-118	178.91	81.45	54.08	51.41
实际系统-312	365.43	170.70	102.36	100.94

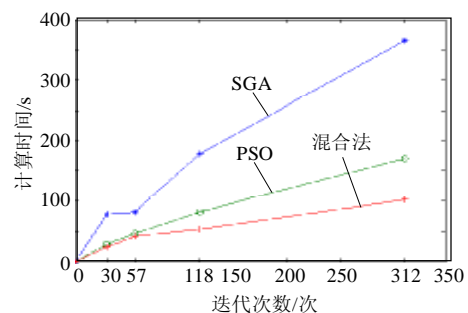


图5 不同算法的计算时间示意图

Fig. 5 Comparison of computational time for different algorithms

5 结论

本文提出了一种分布式协同粒子群优化算法以解决电力系统无功优化问题,通过分层控制中的分解-协调思想将大规模电力系统无功优化问题分解成若干个子系统进行优化,从而有效地降低了求解问题的复杂度,同时采取混合策略对各子系统间进行协调,使得各子系统间相互合作,共同进化。本文提出的IPSO算法由于考虑了更多粒子的共享

信息,因而能有效地提高算法的精度和全局收敛能力,进一步提高了本文算法的计算效率。4个不同算例的计算结果表明该方法具有优越的计算效率和收敛能力,且所求解的质量较高,非常适合求解大规模电力系统的无功优化问题,具有较强的实用价值。

参考文献

- [1] 张勇军,任震.无功电压动态控制的分布式协同优化[J].中国电机工程学报,2004,24(4):34-38.
Zhang Yongjun, Ren Zhen. Distributed cooperative optimization for reactive power/voltage dynamic control[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 34-38.
- [2] Mamandur K R C, Chenoweth R D. Optimal control of reactive power flow for improvements in voltage profiles for real power loss minimization[J]. IEEE Trans. on PAS, 1981, 100 (7): 3185-3193.
- [3] 李亚男,张粒子,杨以涵.考虑电压约束裕度的无功优化及其内点法[J].中国电机工程学报,2001,21(9):1-4.
Li Yanan, Zhang Lizi, Yang Yihan. Reactive power optimization under voltage constraints margin[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(9): 1-4.
- [4] 刘明波,李健,吴捷.求解无功优化的非线性同伦内点法[J].中国电机工程学报,2002,22(1):1-7.
Liu Mingbo, Li Jian, Wu Jie. Nonlinear homogeneous interior-point method for reactive power optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 21 (1): 1-7.
- [5] 程新功,厉吉文,曹立霞,等.基于电网分区的多目标分布式并行无功优化研究[J].中国电机工程学报,2003,23(10):109-113.
Cheng Xingong, Li Jiwen, Cao Lixia *et al.* Multi-objective distributed parallel power optimization based on subarea division of the power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23 (10): 109-113.
- [6] 程莹,刘明波.含离散控制变量的大规模电力系统无功优化[J].中国电机工程学报,2002,22(5):54-60.
Cheng Ying, Liu Mingbo. Reactive power optimization of large-scale power systems with discrete control variables[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 21 (5): 54-60.
- [7] Huang S J, Huang C L. Application of genetic-based neural networks to thermal unit commitment[J]. IEEE Trans. on Power Systems, 1997, 12(2): 654-660.
- [8] 王耀瑜,张伯明,孙宏斌,等.一种基于专家知识的电力系统电压/无功分级分布式优化控制分区方法[J].中国电机工程学报,1998,18(3):221-224.
Wang Yaoyu, Zhang Baiming, Sun Hongbin *et al.* An expert knowledge based subarea division method for hierarchical and distributed electric power voltage/var optimization and control [J]. Proceedings of the CSEE, 1998, 18 (3): 221-224.
- [9] 马晋波, Lai L L, 杨以涵.遗传算法在电力系统无功优化中的应用[J].中国电机工程学报,1995,15(5):347-353.
Ma Jintao, Lai L L, Yang Yi han. Application of genetic algorithms in reactive power optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 1995, 15(5): 347-353.
- [10] 颜伟,孙渝江,罗春雷,等.基于专家经验的进化规划方法及其在无功优化中的应用[J].中国电机工程学报,2003,23(7):76-80.
Yan Wei, Sun Yujiang, Luo Chunlei *et al.* EP based on specialist experiences and its application to var optimization [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(7): 76-80.
- [11] Eberhart R C, Shi Y H. Particle swarm optimization: development, application and resource[C]. Proceedings of Congress on Evolutionary Computation, Seoul, Korea, 2001, 5: 81-86.
- [12] Yoshida H, Kawata K, Fukuyama Y *et al.* A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment[J]. IEEE Transaction on Power Systems, 2000, 15(4): 1232-1239.
- [13] 徐峻.基于分层控制的遗传迭代算法在电力系统无功优化中的应用[D].南京:东南大学,2000.
Xu Jun. Hierarchical control based genetic iterative reactive power optimization algorithm[D]. Nanjing: Southeast University, 2000.
- [14] 谭涛亮,张尧.基于遗传禁忌混合算法的电力系统无功优化[J].电网技术,2003,28(11):57-61.
Tan Taoliang, Zhang Yao. Reactive power optimization based on genetic/tabu search hybrid algorithm[J]. Power System Technology, 2003, 28(11): 57-61.
- [15] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995, 4: 1942-1948.
- [16] 赵波,曹一家.电力系统机组组合问题的改进粒子群优化算法[J].电网技术,2004,28(21):6-10.
Zhao Bo, Cao Yijia. An improved particle swarm optimization algorithm for power system unit commitment[J]. Power System Technology, 2004, 28(21): 6-10.
- [17] Wiegand R P. An analysis of cooperative coevolutionary algorithms [D]. Virginia: George Mason University, 2003.
- [18] Potter M A, De Jong K A. A cooperative coevolutionary approach to function optimization[C]. Proceedings of the Third Conference on Parallel Problem Solving from Nature, New York, USA, 1994: 249-257.
- [19] Paredis J. Coevolutionary computation[J]. Artificial Life, 1995, 2(4): 355-375.
- [20] Wu Q H, Cao Y J, Wen J Y. Optimal reactive power dispatch using an adaptive genetic algorithm[J]. Int. J. Electr Power & Energy Syst., 1998, 20(8): 563-569.
- [21] Zimmerman R, Gan D. MATPOWER: A matlab power system simulation package[M]. New York: Cornell University, 1997.
- [22] 王建学,王锡凡,陈皓勇,等.基于协同进化法的电力系统无功优化[J].中国电机工程学报,2004,24(9):124-129.
Wang Jianxue, Wang Xifan, Chen Haoyong *et al.* Reactive power optimization based on cooperative coevolutionary approach[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(9): 124-129.

收稿日期:2005-05-22。

作者简介:

赵波(1977-),男,博士研究生,研究方向为智能优化算法在电力系统中的应用;

郭创新(1969-)博士,副教授,研究方向为电力自动化技术及应用,智能信息处理技术及其在电力系统中的应用;

张鹏翔(1976-),男,博士后,研究方向为灵活交流输电及智能控制;

曹一家(1969-),男,“长江学者奖励计划”特聘教授,博士生导师,主要研究方向为电力系统优化与控制、进化计算与计算智能。