

离散粒子群优化算法在输电网络扩展规划中的应用

胡家声¹, 郭创新¹, 叶 彬¹, 段惠明², 曹一家¹

(1. 浙江大学电气工程学院, 浙江省杭州市 310027; 2. 江西电力调度中心, 江西省南昌市 330077)

摘要: 输电网络扩展规划是一个非常复杂的大规模组合优化问题。文中研究了离散粒子群优化(DPSO)算法在单阶段输电网络扩展规划中的应用, 提出一种基于黑板系统的多智能体协调模型。该模型中, DPSO 算法利用黑板系统进行粒子间信息共享, 有效地提高了算法的全局收敛能力。通过构造节点扩展矩阵和速度矩阵, 建立了输电网络扩展规划问题的求解模型和 DPSO 求解算法。该算法已成功用于 IEEE Garver-6 等两个系统, 计算结果表明了该方法的可行性和有效性。

关键词: 输电网络扩展规划; 离散粒子群优化算法; 黑板系统; 多智能体协调模型

中图分类号: TM715; TP18

0 引言

输电网络扩展规划是一个非常复杂的大规模组合优化问题, 其目的是根据系统未来的电源及负荷水平, 确定一个可行的网络建设方案, 在满足系统要求的运行约束条件下使投资及运行等费用最小。在过去的几十年中, 关于该问题的求解已提出了多种方法, 如启发式方法、线性规划法、动态规划法、遗传算法、人工神经网络、蚂蚁算法等^[1~3]。目前, 一类新兴的模拟鸟群捕食行为的进化算法——粒子群优化(PSO—particle swarm optimization)算法, 被引入优化问题中^[4]。由于 PSO 算法较适合于求解连续变量优化问题, 因此基于 PSO 算法的寻优原理, 文献[5]提出了一种针对离散变量优化问题的离散粒子群优化(DPSO)算法。DPSO 算法直接将离散值作为待优化变量进行寻优操作, 但在求解规模较大的离散变量优化问题如网络扩展规划问题时, 容易陷入局部最优解。为此, 本文提出了一种基于黑板系统的多智能体模型, 在该模型中 DPSO 算法利用黑板系统进行粒子间的信息共享, 有效地提高了算法的全局收敛能力。通过构造节点扩展矩阵和速度矩阵, 本文设计了网络扩展规划问题模型和 DPSO 求解算法。该算法已成功应用于 IEEE Garver-6 系统和一个 18 节点系统。算例结果表明, 本文提出的方法是可行且有效的。

1 输电网络扩展规划的数学模型

输电网络扩展规划就是在满足约束的条件下寻

找一个最优方案, 该方案在整个规划期内的投资和运行费用等之和最小。其中, 约束条件指的是满足基态运行约束(过负荷约束、电压上下限约束、稳定性要求和可靠性要求等), 并满足 N-1 校验。作为 DPSO 算法的初步应用, 本文仅考虑正常状态下的单阶段输电网络扩展规划问题。

基于直流潮流, 建立如下满足 N 安全性的输电网络扩展规划的数学模型:

$$\min f = \begin{cases} \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij}^0 + \sum_{(i,j) \in \Omega} C_L r_{ij} P_{ij}^2 + U_1 W & \text{网络连通} \\ U_2 & \text{网络不连通} \end{cases} \quad (1)$$

同时须满足如下约束条件:

$$P_{ij} = P_{Gi} - P_{Di} \quad (2)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij} + n_{ij}^0) f_{ij} \quad (3)$$

$$0 \leq n_{ij}^0 \leq \bar{n}_{ij} \quad (4)$$

式(1)为最小费用目标函数, 由新增线路建设费用、年网络损耗和不满足安全约束情况下的惩罚项 3 部分构成。式中: n_{ij}^0 为节点 i, j 间新增的输电线路数目; c_{ij} 为节点 i, j 间输电线路的建设费用; Ω 为系统总的节点数; C_L 为单位功率损耗的年运行费用; r_{ij} 为支路 i, j 间的线路阻抗; P_{ij} 为节点 i, j 间线路的有功潮流; W 为网络中线路的过负荷部分; U_1 代表过负荷的惩罚系数; U_2 代表网络不连通时的惩罚值, $U_2 \gg U_1$ 。

式(2)为节点功率平衡方程。式中: P_{Gi} 和 P_{Di} 为节点 i 的发电出力以及负荷。

式(3)为支路有功潮流限制。式中: f_{ij} 为支路允许通过的最大功率; f_{ij} 为支路实际通过的有功功率; n_{ij} 为节点 i, j 间已有线路的数目。

式(4)为节点 i, j 间新增线路数目限制。式中: \bar{n}_{ij} 为节点 i, j 间允许的最大新增线路数目。

2 离散粒子群优化算法

粒子群优化算法源自对鸟群捕食行为的研究, 是一种通用的启发式搜索技术。粒子群优化算法中, 每个优化问题的解都是粒子在搜索空间中的位置, 粒子还有一个速度值决定它们飞翔的方向和距离, 然后粒子群就追随当前的最优粒子在解空间中搜索。粒子群优化算法的具体寻优过程参考文献[5]。粒子寻优遵循以下基本公式^[5]:

$$v_{d+1} = c_1 v_d + c_2 r_1(d)(p_{i,d} - x_d) + c_3 r_2(d)(p_d - x_d) \quad (5)$$

$$x_{d+1} = x_d + v_{d+1} \quad (6)$$

式中: x_d 为 d 次迭代时的粒子空间位置; v_d 为 d 次迭代时的粒子速度; $p_{i,d}$ 为个体极值粒子; p_d 为局部极值粒子 $p_{b,d}$ 或全局极值粒子 $p_{g,d}$; $r_1(d), r_2(d)$ 为 $(0, 1)$ 间的随机数; c_1, c_2, c_3 为算法的控制参数。

设 N 为种群中粒子数目, $f(\cdot)$ 为种群中粒子的适应值函数, M 为最大迭代次数。算法开始时, 令 $d=1$, 随机产生含 N 个粒子的初始种群 $P(d)$, 种群中第 i 个粒子包含位置 $x_{i,d}$ 和速度 $v_{i,d}$, 同时评估初始种群, 令 $p_{i,d}, p_{g,d}$ 为适应值最小粒子的位置值, 则 PSO 算法寻优过程如下(仅描述全局最优化过程, 局部最优化过程则将 $p_{g,d}$ 改为 $p_{b,d}$, 见文献[5]):

```

while( $d \leq M$ )
  do
     $d = d + 1$ 
    for  $i = 1$  to  $N$ 
      if ( $f(x_{i,d}) < f(x_{i,d-1})$ )  $p_{i,d} = x_{i,d}$ ;
      if ( $f(x_{i+1,d}) < f(x_{i,d})$ )  $p_{g,d} = x_{i+1,d}$ ;
    end for
    update each particle in  $P(d)$  according to
    equations (5, 6)
    evaluate  $P(d)$ 
  end while

```

在 PSO 算法的基础上, 文献[5]提出了求解离散变量优化问题的 DPSO 算法。DPSO 算法中, 粒子也是通过追踪 2 个极值粒子进行迭代寻优的。然而, 离散变量优化问题的搜索空间和可行解均为离散值构成的集合, 针对 DPSO 算法, 给出其离散解值集和离散速度值集定义如下。

定义 1 DPSO 算法的离散解值集

对任意有限数目的离散值 $s_i \in \mathbf{R}$ 构成的离散值集合 $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]$, 称为 DPSO 算法的离散值集。

定义 2 DPSO 算法的离散速度值集

速度值 $v = (i \rightarrow j) i, j \in \mathbf{R}$ 表示离散值由 i 变为 j 。对任意有限数目的速度值构成的速度值集合 $V = [v_1, v_2, \dots, v_n]$, 称为 DPSO 算法的速度值集。

由上述定义可知, 还必须定义离散解值集和离散速度值集的基本运算规则, 即离散解值集之间的减法算子、离散速度值集之间的加法算子、常数与离散速度值集之间的乘法算子和离散解值集与离散速度值集间的加法算子。这 4 个基本算子构成 DPSO 算法基本公式如下:

$$v_{d+1} = c_1 \cdot v_d \oplus c_2 \cdot (p_{i,d} \ominus x_d) \oplus c_3 \cdot (p_d \ominus x_d) \quad (7)$$

$$x_{d+1} = x_d \otimes v_{d+1} \quad (8)$$

式(7)、式(8)和 PSO 算法的式(5)、式(6)在结构上是一致的, 并且也包含全局 DPSO 算法和局部 DPSO 算法 2 种寻优过程。新定义的 4 个运算算子的运算过程如下。

定义 3 离散解值集间的减法算子 \ominus

该算子表示粒子解值集间的相减运算, 如式(7)中的 $(p_{i,d} \ominus x_d)$ 和 $(p_d \ominus x_d)$ 运算, 结果为粒子的离散速度值集。离散值 $i \ominus j$ 所得结果为粒子的速度值 $(j \rightarrow i)$, 表示离散值由 j 变为 i 。

定义 4 离散速度值集间的加法算子 \oplus

该算子表示粒子的离散速度值集间的相加运算, 所得结果仍然为粒子的离散速度值集。速度值 $(i \rightarrow j) \oplus (k \rightarrow m)$ 运算, 如果 $j = k$ 时, 结果为 $(i \rightarrow m)$; 否则结果为 $(i \rightarrow j)$ 。

定义 5 常数与离散速度值集间的乘法算子 \cdot

该算子为常量与离散速度值集间的相乘运算, 所得结果仍然为粒子的离散速度值集。 c 为选取的 $(0, 1)$ 间的一个常数, c' 为 $(0, 1)$ 间的随机数。如果 $c' \leq c$, 则 $c \cdot (i \rightarrow j) = (i \rightarrow j)$; 如果 $c' > c$, 则 $c \cdot (i \rightarrow j) = (i \rightarrow j)$ 。

定义 6 离散解值集与离散速度值集间的加法算子 \otimes

该算子为离散粒解值集与离散速度值集间的相加运算, 所得结果为粒子的离散解值集。离散值 $i \otimes (k \rightarrow m)$ 运算, 若 $i = k$, 结果为 m ; 否则为 i 。

上述定义的运算算子可以满足 DPSO 算法公式的需要。由于 DPSO 算法在结构上与 PSO 算法具有统一性, 可知 DPSO 算法与 PSO 算法具有一致的迭代寻优原理。

3 利用黑板系统进行信息共享的 DPSO 算法在输电网络扩展规划中的应用

3.1 节点扩展矩阵和速度矩阵的构造

由 DPSO 算法公式可知, 需要构造适合用离散

解值集和离散速度值集表示的输电网络扩展规划问题的解的形式。根据式(1)描述的输电网络扩展规划的数学模型,对应规划方案的每一个可能的解都是节点对 (i,j) 所构成的集合,每一个节点对表示节点*i*,*j*间的一条新增线路,节点对集合的选取必须尽可能减小式(1)表示的目标函数值。本文通过构造节点扩展矩阵作为离散解值集来表示输电网络扩展规划问题的解,同时构造速度矩阵作为离散速度值集表示粒子的速度值。*N*为输电网络节点数(包括新增节点),扩展节点矩阵由*N*-1个行向量构成,矩阵的1至*N*-1个行向量代表输电网络中节点1至节点*N*-1。每个行向量对应的维数分别为该行向量所表示的节点的最大可能支路扩充数,行向量*i*上的各维数值*j*可取1至*N*(如果允许与所有节点之间新增线路),当*j* $\neq i$ 时,表示节点*i*与节点*j*之间有一条新增线路,当*j* $= i$ 时,表示不增加线路。因此,可以通过一个扩展节点矩阵来表示输电网络的任一线路扩展方案。

图 1 所示为一个 3 节点网络,新增节点 4,节点 4 和节点 1 之间最多可以新增 3 条线路,节点 4 和节点 2、节点 3 之间最多可以新增 2 条线路。构造节点矩阵作为问题的初始解如图 2(a)所示:其中节点 1 对应的行向量维数为节点 1 的最大可扩展支路数 3,其值随机选取 1 或 4(因为节点 1 只能扩展与节点 4 之间的支路)。如果取值为 1,代表不需要扩展支路;如果取值为 4,代表需要扩展支路。因此,图 2(a)中节点矩阵第 1 行为 [1 4 4],代表节点 1 与节点 4 之间的扩展支路 2 条。图 2(b)与图 2(a)一样,是随机生成的节点扩展矩阵,根据 DPSO 算法式(7),离散解值集间的减法运算对应为输电网络扩展问题中的离散解值集及扩展节点矩阵间的减法运算。将图 2(a)所示节点扩展矩阵与图 2(b)所示节点扩展矩阵进行减法运算,矩阵中各离散值遵循定义 3 中的离散解值集减法运算算子,最终结果为图 3 所示的速度矩阵。同理,DPSO 算法式(7)和式(8)中离散速度值集间的加法运算转化为输电网扩展问题中速度矩阵间的加法运算,离散解值集与离散速度值集间的加法运算转化为输电网络扩展问题中的节点扩展矩阵与速度矩阵间的加法运算。

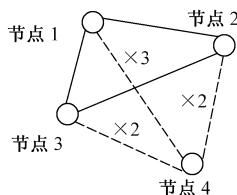


图 1 网络扩展图

Fig. 1 An example of network expansion

$$\begin{array}{l} \text{节点 1} \\ \text{节点 2} \\ \text{节点 3} \end{array} \left[\begin{array}{ccc} 1 & 4 & 4 \\ 4 & 4 & \\ 3 & 4 & \end{array} \right] \quad \begin{array}{l} \text{节点 1} \\ \text{节点 2} \\ \text{节点 3} \end{array} \left[\begin{array}{ccc} 4 & 1 & 1 \\ 2 & 4 & \\ 4 & 4 & \end{array} \right]$$

图 2 节点扩展矩阵

Fig. 2 An example of node extension matrix

$$\begin{array}{c} \text{节点 1} \\ \text{节点 2} \\ \text{节点 3} \end{array} \left[\begin{array}{ccc} 4 & 1 & 1 \\ 2 & 4 & \\ 4 & 4 & \end{array} \right] - \begin{array}{c} \text{节点 1} \\ \text{节点 2} \\ \text{节点 3} \end{array} \left[\begin{array}{ccc} 1 & 4 & 4 \\ 4 & 4 & \\ 3 & 4 & \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} (1 \rightarrow 4)(4 \rightarrow 1)(4 \rightarrow 1) \\ (4 \rightarrow 2)(4 \rightarrow 4) \\ (3 \rightarrow 4)(4 \rightarrow 4) \end{array} \right]$$

图 3 速度矩阵

Fig. 3 An example of velocity matrix

3.2 基于黑板系统的多智能体模型

DPSO 算法本质上是一种多智能体算法, 每个粒子就是一个智能体(agent)。根据文献[6]中给出的定义可知, agent 是指在协作系统中能持续自主发挥作用的计算实体。每个 agent 具有自治性及自学习等的能力, 所有的 agent 具有一个共同的目标, 并能根据环境的变化及其他 agent 的行为信息改变自身的行为。基于本文的 DPSO 算法, 设计了基于黑板系统(blackboard system)的多智能体模型, 如图 4 所示。

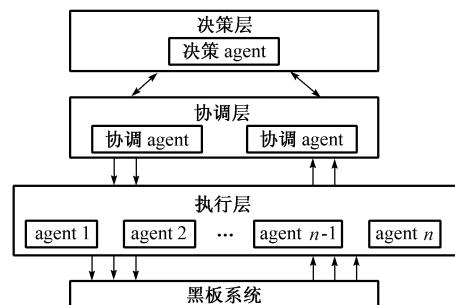


图 4 基于黑板系统的多智能体模型

Fig. 4 Multi-agent model based on blackboard system

图 4 中,决策层 agent 决定粒子执行的任务以及粒子的自学习规则,协调层 agent 负责选择粒子群中每个粒子的个体极值以及局部或者全局极值粒子作为粒子群的迁移目标,执行层中每个 agent 具体执行目标函数式(1)描述的网络规划问题。由 DPSO 算法计算过程可知,算法本身是通过协调层和执行层进行迭代寻优的,然而 DPSO 算法中各个粒子之间并没有信息共享,且粒子不具有自治性和学习能力。本文采用的多 agent 模型中,每个 agent 本身具有自治性,agent 之间通过黑板系统进行信息共享,利用黑板系统中的群体信息通过决策层制定的学习规则自学习,并以此决定自身的行为。在该模型中运用 DPSO 算法,在处理较大规模的离散变量优化问题时,不易陷入局部最优解并且具有更高的收敛效率。

基于多智能体模型的 DPSO 算法中的每个粒子就是一个 agent。个体 agent 在求解网络规划问题时均有一个开销值表示自身的损失,开销值由 3 部分构成:新增线路的建设费用;网络的年网络损耗;在不满足约束条件下及线路过载的情况下给个体 agent 施加的一个较大的惩罚值。因此,网络规划的目标等价于寻找开销最小的个体 agent 的规划方案。个体 agent 由于其自治性会维持其自身的开销最小,这种自治性是通过 DPSO 算法中的·算子运算体现出来。·算子为常向量 $c = (c_1, c_2, \dots, c_{n-1})$ 与速度矩阵的乘积运算,常向量的维数与速度矩阵一致,均为 $n-1$, n 为节点数。对于常向量中的 c_i 值的选取,如果与节点 i 关联的输电线路没有过载的情况下将取 $(0, 1)$ 中的一个较大值,表示该 agent 将尝试开销更小的网络规划方案;否则 c_i 是一个较小值,表示 agent 将尝试在该节点增加线路以满足系统的安全约束。常向量 c 的具体设置应该参考群体 agent 的行为信息及其他 agent 的 c 向量的设置,因此 agent 之间通过黑板系统进行交互并设置自身的 c 向量值。

本文设计的 c 向量值的设定方法如下:首先取粒子群中前 m 个开销值最小的个体, m 可以根据粒子群的数目 s 的大小来设定。然后分析 m 个粒子的扩展节点矩阵,得到粒子的各个节点新增线路的数目 $t_{i,j}$, i 表示节点号, j 表示 m 个粒子中的第 j 个粒子。最后,根据下式设定常向量值:

$$c_{k,i} = \alpha \frac{t_{k,i}}{\sum_{j=1}^m t_{j,i} + t_{k,i}} \quad (9)$$

式中: $c_{k,i}$ 表示待设定的第 k 个粒子的第 i 维常向量值; $t_{j,i}$ 表示第 j 个粒子与节点 i 相关联的新增线路数目; $t_{k,i}$ 表示第 k 个粒子与节点 i 相关联的新增线路数目; α 为起调解作用的常数因子,本文算法设定当粒子解值不满足网络扩展规划的约束条件时, α 取 1,否则取 0.5。

采用式(9)中的常向量自适应调整方案,可以确保个体粒子始终根据群体粒子的信息尝试搜寻开销值小的网络规划方案。

3.3 输电网络扩展规划的算法流程

由以上分析可知,在基于黑板系统的多 agent 模型中,利用 DPSO 算法进行输电网络扩展规划的完整过程如下:

```

 $d=1;$ 
initialize population  $P(d)$ 
for  $i=1$  to  $N$ 
   $x_{i,d}[] = \text{Create\_node\_ext\_matrix}();$ 

```

```

   $v_{i,d}[] = \text{Create\_vel\_matrix}();$ 
end for
evaluate  $P(d)$ 
while ( $d \leq M$ )
  do
     $d=d+1$ 
    for  $i=1$  to  $N$ 
      if ( $f(x_{i,d}) < f(x_{i,d-1})$ )  $p_{i,d}[] = x_{i,d}[]$ ;
      if ( $f(x_{i+1,d}) < f(x_{i,d})$ )  $p_{g,d}[] = x_{i+1,d}[]$ ;
    end for
    update each particle in  $P(d)$  according to
    equations (7, 8)
    evaluate  $P(d)$ 
    update coefficients  $c_i[]$  based on equation (9)
  end while

```

其中, d 表示迭代次数; N 为粒子数; $[]$ 表示该量为节点扩展矩阵或速度矩阵; $\text{Create_node_ext_matrix}()$ 和 $\text{Create_vel_matrix}()$ 为初始化时随机生成节点扩展矩阵函数和相应的生成速度扩展矩阵函数,两类矩阵均由 $N-1$ 个行向量构成; $f(\cdot)$ 为式(1)表示的输电网络扩展费用适应值函数; $c_1[]$ 为按式(9)生成的自适应数值向量, $c_2[]$ 和 $c_3[]$ 为随机生成的行向量, 值在 $(0, 1)$ 间取; M 为最大迭代次数。

根据设计的 DPSO 算法, 初始化时,速度矩阵和节点扩展矩阵的构造是随机产生的。实际程序设计中,两者间可以没有联系。但是,如果为了加快算法的收敛速度,可以按以下方法设计速度矩阵。根据 DPSO 算法公式,应该首先随机构造节点扩展矩阵,如图 2(a)所示。速度矩阵应该是节点扩展矩阵变化程度的量度。节点扩展矩阵和速度矩阵的各项是对应的。根据离散解值集与离散速度值集间的加法运算法则,可以绑定初始化时,速度矩阵的各项 ($j \rightarrow i$) 中, j 值取节点扩展矩阵中的对应值, i 值随机选取,这样可以保证算法的初始寻优速度质量,以加快算法的收敛速度。

上述过程仅描述全局最优化过程,局部最优化过程类同。DPSO 算法流程与 PSO 算法流程比较可知,两者寻优本质是一致的,因此可以容易地相互结合求解混合整数变量优化问题。

4 算例分析

本文提出的求解输电网络扩展问题的 DPSO 算法已利用 STL(Standard C++ Library) 编程实现,在 IEEE Garver-6 系统和一个 18 节点系统上进行了测试。算例 1 中粒子数取 30, 算例 2 中粒子数取 45, 2 个算例的局部 DPSO 算法中粒子空间划分为 3 个区域, 式(9)的粒子数 m 取为 5。图 5 为

IEEE Garver-6 系统网络结构图, 图中虚线旁标注了最大可扩展线路的数目, 系统数据取自文献[7]。图 6 为本文算法所获得的最终方案规划图, 所示规划方案与文献[7, 8]中的结果一致。图 7 为 IEEE Garver-6 系统网络扩展算例直接采用 DPSO 算法计算时的粒子群收敛性图。图 8 为采用基于黑板系统的自适应 DPSO 算法计算的粒子群收敛性图。图 7 和图 8 描述了各次迭代过程中, 30 个粒子的开销值分布状况。由图 7 和图 8 的对比可得, 采用黑板系统进行自适应调整的 DPSO 算法可以显著提高求解网络规划问题的收敛效率和全局收敛能力。

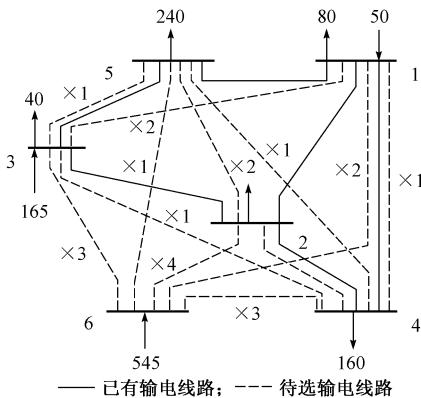


图 5 Garver-6 系统
Fig. 5 Garver-6 system

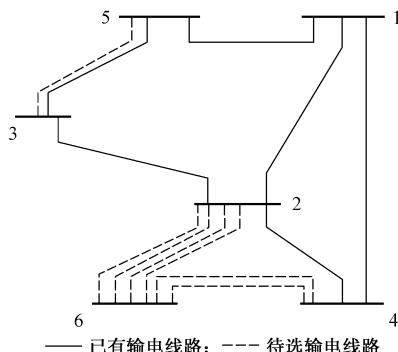


图 6 Garver-6 系统的规划方案
Fig. 6 Planning schedule of Garver-6 system

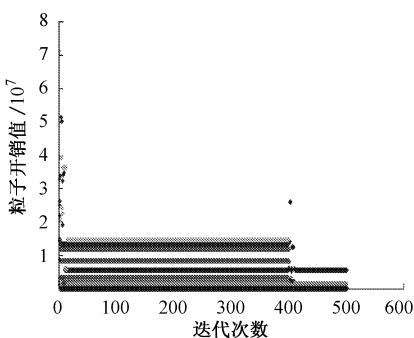


图 7 DPSO 算法粒子收敛性

Fig. 7 Particles' convergence of DPSO method

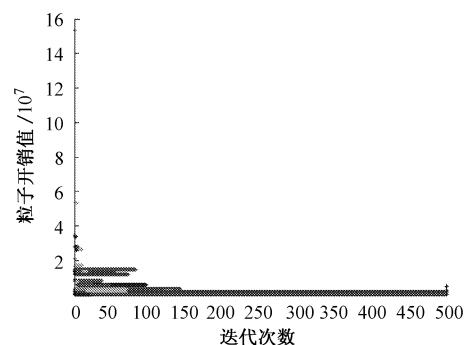


图 8 基于 BS 的 DPSO 算法粒子收敛性

Fig. 8 Particles' convergence of DPSO method based on BS

图 9 是 18 节点系统网络结构图, 该系统是一个实际电网的结构图, 虚线条数表示可扩展的线路数目, 图 10 是最终方案的规划图。图 10 所示规划方案与文献[8, 9]中的结果一致, 而且研究中也比较了直接采用 DPSO 算法和采用黑板系统进行自适应调整的 DPSO 算法计算时的粒子群收敛性能, 获得了类似于图 7 和图 8 的结果(限于篇幅, 此处从略)。说明了采用黑板系统进行自适应调整的 DPSO 算法在求解网络规划问题时具有良好的收敛效率和全局收敛能力。

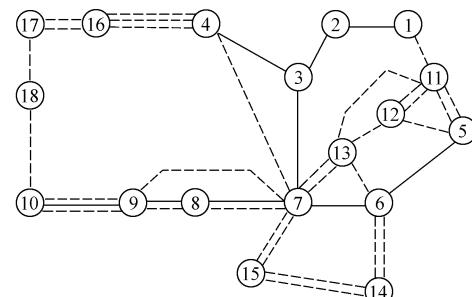


图 9 18 节点系统结构
Fig. 9 The 18-bus network system

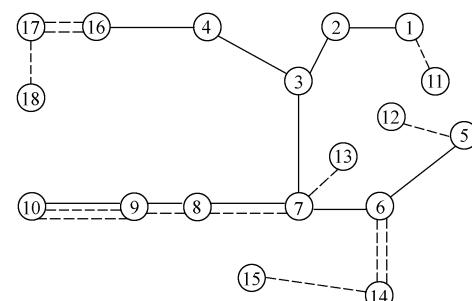


图 10 18 节点系统规划方案
Fig. 10 Planning schedule of 18-bus network system

5 结语

本文详细探讨了离散粒子群优化算法的基本原

理,并应用基于黑板系统的多智能体模型,实现了粒子群间的信息共享机制。通过构造节点扩展矩阵和速度矩阵,将输电网络扩展规划问题转化为一个大规模离散变量优化问题,建立了相应的数学模型并实现了 DPSO 求解算法。算例表明,本文提出的 DPSO 算法在求解大规模离散变量优化问题时具有优良的全局收敛能力,所提出的 DPSO 算法可以直接应用于求解离散变量优化问题,并且该算法可望与处理连续变量的 PSO 算法相结合以求解混合变量优化问题。

参考文献

- 陈根军,王磊,唐国庆(Chen Genjun, Wang Lei, Tang Guoqing). 基于蚁群最优的输电网络扩展规划(An Ant Colony Optimization Method for Transmission Network Expansion Planning). 电网技术(Power System Technology), 2001, 25(6): 21~24
- 伍力,吴捷,钟丹虹(Wu Li, Wu Jie, Zhong Danhong). 多目标优化改进遗传算法在电网规划中的应用(Application of an Improved Genetic Algorithm in Multi-objective Power Network Optimization Planning). 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 2000, 24(12): 45~48
- 陈章潮,顾洁,孙纯军(Chen Zhangchao, Gu Jie, Sun Chunjun). 改进的混合模拟退火-遗传算法应用于电网规划(Application of the Mixed Genetic-simulated Annealing Algorithm in Electric Network Planning). 电力系统自动化

- (Automation of Electric Power Systems), 1999, 23(10): 28~31
- 胡家声,郭创新,曹一家(Hu Jiasheng, Guo Chuangxin, Cao Yijia). 基于扩展粒子群优化算法的同步发电机参数辨识(Generator Parameter Identification Using Extended Particle Swarm Optimization Method). 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 2004, 28(6): 35~40
- Maurice Clerc. Discrete Particle Swarm Optimization. <http://www.mauriceclerc.net>, 2001
- Wooldridge M. Intelligent Agents: Theory and Practice. Knowledge Engineering Review, 1995, 10(2): 115~152
- 孙洪波(Sun Hongbo). 电力网络规划(Electric Power Network Planning). 重庆: 重庆大学出版社(Chongqing: Chongqing University Press), 1996
- 王秀丽,王锡凡(Wang Xiuli, Wang Xifan). 遗传算法在输电系统规划中的应用(Transmission System Planning with Genetic Algorithm). 西安交通大学学报(Academic Journal of Xi'an Jiaotong University), 1995, 29(8): 1~9
- Wang X, McDonald J R. Modern Power System Planning. New York: McGraw-Hill, 1993

胡家声(1979—),男,博士研究生,研究方向为智能计算方法、电力系统优化运行、电力系统规划与可靠性。E-mail: huijasheng@263.net

郭创新(1969—),男,博士,主要研究领域为电力系统自动化技术及信息技术在电力系统中的应用。

叶彬(1980—),男,博士研究生,研究方向为智能信息技术在电力系统中的应用。

APPLICATION OF DISCRETE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION TO TRANSMISSION NETWORK EXPANSION PLANNING

Hu Jiasheng¹, Guo Chuangxin¹, Ye bin¹, Duan Huiming², Cao Yijia¹

1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China
2. Jiangxi Electric Power Dispatch Center, Nanchang 330077, China

Abstract: Transmission network expansion planning is a complicated, nonlinear and large-scale combinatorial optimization problem. The application of discrete particle swarm optimization (DPSO) to the problem of transmission network expansion planning is studied. A multi-agent coordination model based on blackboard system is proposed, which can efficiently improve the global convergence ability of the algorithm by using the mutual information in the blackboard system. The corresponding mathematical model and DPSO solution algorithm for transmission network expansion planning are developed through the construction of extended node matrix and velocity matrix. The algorithm has been successfully applied to IEEE Garver-6 system and a 18-bus system, and the numerical simulation results demonstrate the feasibility and efficiency of this method.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 60074040, 60225006).

Key words: transmission network expansion planning; discrete particle swarm optimization method; blackboard system; multi-agent coordination model