(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 105160395 A
(43)申请公布日 2015.12.16

(21)申请号 201510561283.1

(22)申请日 2015.09.06

(71)申请人 河南师范大学
地址 453007 河南省新乡市牧野区建设东路 46 号

(72)发明人 王萌 孙长兴 施艳艳 梁洁

(74)专利代理机构 新乡市平原专利有限责任公司 41107
代理人 路宽

(51)Int.Cl.
G06N 3/00(2006.01)
G06F 19/00(2011.01)

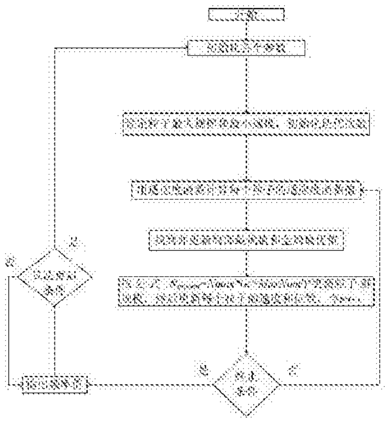
权利要求书2页 说明书5页 附图4页

(54)发明名称

谐振式电能发送装置的效率寻优惯性变化粒子群方法

(57)摘要

本发明公开了一种谐振式电能发送装置的效率寻优惯性变化粒子群方法，属于磁耦合无线电能传输系统中系统传输效率的寻找方法领域。本发明的技术方案要点为：将一般粒子群算法中的粒子群规模分开设定，分别为最大粒子群规模N_{max}=30和最小粒子群规模N_{min}=2，粒子群规模总体趋势随着迭代次数增加而沿着惯性曲线的方式逐渐减小，减去冗余粒子，精简算法，加快了算法后期收敛速度。本发明的粒子群优化算法不但使得粒子规模选取有据可依，并且在搜索后期，加快收敛速度，算法搜索时间减小。



CN 105160395 A

1.谐振式电能发送装置的效率寻优惯性变化粒子群方法，其特征在于：将一般粒子群算法中的粒子群规模分开设定，分别为最大粒子群规模 Nmax ＝ 30 和最小粒子群规模 Nmin ＝ 2，粒子群规模随着迭代次数增加而沿着惯性曲线的方式逐渐减小，其具体实施步骤为：

(1)、初始化算法，包括设定粒子种群维数 D，最大迭代次数 MaxNum，同时限定粒子最大速度 v_{max}，初始化惯性权重 w；

(2)、直接设定粒子群最大规模 Nmax 为 30 和粒子群最小规模 Nmin 为 2，随机初始化粒子的速度 v 和粒子的位置，设定初始粒子群规模为最大规模 Nmax ＝ 30，初始化迭代次数 t ＝ 1；

(3)、采用适应度函数 $f=\frac{(\omega M)^2 R_L}{Z_2\left[Z_1 Z_2+(\omega M)^2\right]}$ 计算当前种群每个粒子的适应度函数值 f_i，f_i表示第 i 个粒子的适应度函数值，其中 $Z_1=R_1+R_s+j\omega L_1+\frac{1}{j\omega C_1}$，$Z_2=R_2+R_L+j\left(\omega L_2-\frac{1}{\omega C_2}\right)$，ω ＝ 2π$f_r$，$f_r$为当前激励频率，ω 为激励电源的角频率，M 为发射和接收线圈之间的互感，L_1，L_2为发射线圈和接收线圈电感，C_1，C_2为电容，R_s为电源内阻，R_L为负载电阻，R_1，R_2为回路中电阻；

(4)、用 $f_{i\ best}$表示第 i 个粒子截止到第 t 次迭代时搜寻到的最优适应度函数值，用 $f_{i\ gbest}$表示截止到第 t 次迭代时，全部粒子搜索到的最优适应度函数值，在粒子群算法开始迭代之前，设定 $f_{i\ best}$＝ 0，$f_{i\ gbest}$＝ 0，将步骤 (3) 中得到的粒子适应度函数值 f_i和个体极值 $f_{i\ best}$及全局极值 $f_{i\ gbest}$相比较，如果 $f_i \leqslant f_{i\ best}$，那么 $f_{i\ best}$＝ f_i，p_i＝ x_i，p_i表示适应度函数值为 $f_{i\ best}$的粒子位置，x_i是所对适应度函数值为 f_i粒子的位置，如果 $f_i \leqslant f_{i\ gbest}$，那么 $f_{i\ gbest}$＝ f_i，p_g＝ x_i，p_g是粒子种群中全局最优值为 $f_{i\ gbest}$的粒子位置；

(5)、按公式 $Npresent = N\ max*(e^{(t/MaxNum)})^n$更新粒子群规模，其中 Npresent 为粒子群当前规模，Nmax 为最大粒子群规模，MaxNum 为最大迭代次数，t 为当前迭代次数，n 为控制粒子群规模变化规律的幂指数，通过参数 n 调节粒子群规模变化的快慢程度，按公式 $v_i^{t+1}=w*v_i^t+c_1*rand*\left(p_i-x_i^t\right)+c_2*rand*\left(p_g-x_i^t\right)$和公式 $x_i^{t+1}=x_i^t+v_i^{t+1}$更新各个粒子的速度和位置，然后令迭代次数 t ＝ t+1，转向步骤 (6)，其中 v_i^{t+1}代表 t+1 次迭代第 i 个粒子的速度，v_i^t代表当前第 t 次迭代第 i 个粒子的速度，c_1和 c_2代表学习因子，rand 代表 [0 1] 之间的随机数，p_i表示适应度函数值为 $f_{i\ best}$的粒子位置，p_g是粒子种群中全局最优值为 $f_{i\ gbest}$的粒子位置，x_i^{t+1}代表 t+1 次迭代第 i 个粒子位置，x_i^t代表第 t 次迭代第 i 个粒子当前位置，w 代表惯性权重；

(6)、根据公式 $\sigma^2=\sum_{i=1}^{N_{present}}\left(\left(f_i-f_{avg}\right)/a\right)^2$ 计算粒子适应度函数值的方差之和，f_{avg}

为全部粒子适应度函数值的平均值，其中如果有 $(f_i-f_{avg})>1$，则 $a=max(f_i-f_{avg})$，否则，$a=1$，判断方差是否等于 0 或者粒子群算法是否达到最大迭代次数，如果否，则转向步骤 (3)，如果是则转向步骤 (7)；

(7)、将搜索到的全局最优值 p_g 作为输出，p_g 是粒子种群中全局最优值为 $f_{i\ gbest}$ 的粒子位置，即搜索到的最优值对应的频率值；

(8)、用电流传感器检测负载电流 i_2 的峰值，设 Δ 为设定的最大电流峰值波动范围，i_{2max} 为负载电流峰值，$i_{2max}(k)$ 为负载的第 k 个电流周期电流峰值，$i_{2max}(k+1)$ 为负载的第 k+1 个电流周期的电流峰值，判断 $|i_{2max}(k+1)|-|i_{2max}(k)|>\Delta$ 是否成立，如果判断结果为是，则转向步骤 (1)，粒子群算法重启，如果判断结果为否，粒子群算法转向步骤 (7)。

谐振式电能发送装置的效率寻优惯性变化粒子群方法

技术领域

[0001] 本发明属于磁耦合无线电能传输技术领域，特别是涉及磁耦合无线电能传输系统中系统传输效率的寻找方法领域，具体涉及一种谐振式电能发送装置的效率寻优惯性变化粒子群方法。

背景技术

[0002] 电能传输一直是学术界关注的重要问题，非接触式供电技术是近几年研究的热点。无线电能传输方式主要有3种：第一种是电磁感应式；第二种是微波射频式；第三种磁耦合共振式，三种方式各有其优点。磁耦合共振式电能传输基本思想基于磁耦合共振原理实现，当电源激励频率达到一定值时，整个系统处于谐振状态，此时能够实现无线高效能能量传输。磁耦合共振式无线电能传输方式比第一种方式具有传输距离远，与第二种方式相比传输功率大的优点，近几年得到了极大的关注，但该技术还在起步阶段，尤其对其传输效率相关方面的研究一直是缺乏的。

[0003] 磁耦合无线电能传输系统效率在不同电源激励频率点处是不同的，其效率-频率曲线是一个一维函数。对于一个系统，当收发线圈之间的距离固定，其传输效率函数随着激励频率的变化会出现一个或者两个极值点，这就使得一般算法（爬山算法，模拟退火算法等）容易陷入局部最优值而错过全局最优值。粒子群算法能够提供一种解决这个问题的方法，虽然一般粒子群算法在解决一般性的函数寻优问题时比较有优势，但是针对于磁耦合共振式无线电能出输系统来说，当系统出现一个极值点的情况时，算法在搜索后期会出现短暂停滞现象，不能快速收敛，耗费时间较长；而对于算法本身来说，粒子群规模设置的过大会导致算法进行多余的计算，而较小的规模则导致算法直接错过全局最优值，甚至找不到极值点，一般粒子群规模设在20-40之间，但其粒子群规模的精确选取却一直以来都是根据个人在解决问题时不停地尝试试验出来的，非常盲目。针对以上情况，急需找到一种针对磁耦合无线电能传输系统本身特点的寻优方法以解决系统效率寻找问题。因此，如何针对于磁耦合无线供电系统的特点设计一种寻优方法使其能够迅速找到系统最大效率以及相应的频率点是必须的。

发明内容

[0004] 本发明解决的技术问题是提供了一种谐振式电能发送装置的效率寻优惯性变化粒子群方法，该方法对粒子群规模采取随迭代次数增加逐渐以类似惯性曲线的方式减小，主要解决了磁耦合无线电能传输系统中传统粒子群优化算法在寻优过程中会出现短暂停滞的现象以及该算法本身粒子群规模选取的问题，使粒子群算法迅速收敛，快速找到系统效率的最优值。

[0005] 本发明为解决上述技术问题采用如下技术方案，谐振式电能发送装置的效率寻优惯性变化粒子群方法，其特征在于：将一般粒子群算法中的粒子群规模分开设定，分别为最大粒子群规模 $N_{max}=30$ 和最小粒子群规模 $N_{min}=2$，粒子群规模随着迭代次数增加而沿

着惯性曲线的方式逐渐减小，其具体实施步骤为：

[0006] (1)、初始化算法，包括设定粒子种群维数 D，最大迭代次数 MaxNum，同时限定粒子最大速度 v_{max}，初始化惯性权重 w；

[0007] (2)、直接设定粒子群最大规模 Nmax 为 30 和粒子群最小规模 Nmin 为 2，随机初始化粒子的速度 v 和粒子的位置，设定初始粒子群规模为最大规模 Nmax = 30，初始化迭代次数 t = 1；

[0008] (3)、采用适应度函数 $f=\frac{(\omega M)^2 R_L}{Z_2\left[Z_1 Z_2+(\omega M)^2\right]}$ 计算当前种群每个粒子的适应度函数值 f_i，f_i表示第 i 个粒子的适应度函数值，其中 $Z_1=R_1+R_s+j\omega L_1+\frac{1}{j\omega C_1}$，$Z_2=R_2+R_L+j\left(\omega L_2-\frac{1}{\omega C_2}\right)$，ω = 2π$f_r$，$f_r$为当前激励频率，ω 为激励电源的角频率，M 为发射和接收线圈之间的互感，L_1，L_2为发射线圈和接收线圈电感，C_1，C_2为电容，R_s为电源内阻，R_L为负载电阻，R_1，R_2为回路中电阻；

[0009] (4)、用 $f_{i\ best}$表示第 i 个粒子截止到第 t 次迭代时搜寻到的最优适应度函数值，用 $f_{i\ gbest}$表示截止到第 t 次迭代时，全部粒子搜索到的最优适应度函数值，在粒子群算法开始迭代之前，设定 $f_{i\ best}=0$，$f_{i\ gbest}=0$，将步骤 (3) 中得到的粒子适应度函数值 f_i和个体极值 $f_{i\ best}$及全局极值 $f_{i\ gbest}$相比较，如果 $f_i \leqslant f_{i\ best}$，那么 $f_{i\ best}=f_i$，$p_i=x_i$，p_i表示适应度函数值为 $f_{i\ best}$的粒子位置，x_i是所对适应度函数值为 f_i粒子的位置，如果 $f_i \leqslant f_{i\ gbest}$，那么 $f_{i\ gbest}=f_i$，$p_g=x_i$，p_g是粒子种群中全局最优值为 $f_{i\ gbest}$的粒子位置；

[0010] (5)、按公式 Npresent = Nmax*$(e^{(t/MaxNum)})^n$更新粒子群规模，其中 Npresent 为粒子群当前规模，Nmax 为最大粒子群规模，MaxNum 为最大迭代次数，t 为当前迭代次数，n 为控制粒子群规模变化规律的幂指数，通过参数 n 调节粒子群规模变化的快慢程度，按公式 $v_i^{t+1}=w*v_i^t+c_1*rand*\left(p_i-x_i^t\right)+c_2*rand*\left(p_g-x_i^t\right)$ 和公式 $x_i^{t+1}=x_i^t+v_i^{t+1}$ 更新各个粒子的速度和位置，然后令迭代次数 t = t+1，转向步骤 (6)，其中 v_i^{t+1}代表 t+1 次迭代第 i 个粒子的速度，v_i^t代表当前第 t 次迭代第 i 个粒子的速度，c_1和 c_2代表学习因子，rand 代表 [01] 之间的随机数，p_i表示适应度函数值为 $f_{i\ best}$的粒子位置，p_g是粒子种群中全局最优值为 $f_{i\ gbest}$的粒子位置，x_i^{t+1}代表 t+1 次迭代第 i 个粒子位置，x_i^t代表第 t 次迭代第 i 个粒子当前位置，w 代表惯性权重；

[0011] (6)、根据公式 $\sigma^2=\sum_{i=1}^{N_{present}}\left(\left(f_i-f_{avg}\right)/a\right)^2$ 计算粒子适应度函数值的方差之和，f_{avg}为全部粒子适应度函数值的平均值，其中如果有 $(f_i-f_{avg})>1$，则 $a=\max(f_i-f_{avg})$，否则，a = 1，判断方差是否等于 0 或者粒子群算法是否达到最大迭代次数，如果否，则转向步骤 (3)，如果是则转向步骤 (7)；

[0012] (7)、将搜索到的全局最优值 p_g作为输出，p_g是粒子种群中全局最优值为 $f_{i\ gbest}$的

粒子位置，即搜索到的最优值对应的频率值；

[0013] (8)、用电流传感器检测负载电流 i_2 的峰值，设 Δ 为设定的最大电流峰值波动范围，i_{2max} 为负载电流峰值，$i_{2max}(k)$ 为负载的第 k 个电流周期电流峰值，$i_{2max}(k+1)$ 为负载的第 k+1 个电流周期的电流峰值，判断 $|i_{2max}(k+1)|-|i_{2max}(k)|>\Delta$ 是否成立，如果判断结果为是，则转向步骤 (1)，粒子群算法重启，如果判断结果为否，粒子群算法转向步骤 (7)。

[0014] 本发明粒子群算法采用的适应度函数随着发射和接收线圈之间互感的改变而改变，只有先确定出发射与接收线圈之间的互感，使得适应度函数变为只与激励频率有关的函数，然后用粒子群算法进行搜索，其中适应度函数为效率与频率的函数。本粒子群优化算法在实际应用中通过检测最初激励系统时所用的激励频率，进而计算两线圈的互感。本发明对粒子群规模采取随迭代次数增加逐渐以类似惯性曲线的方式减小，主要解决了磁耦合无线电能传输系统中传统粒子群算法在寻优过程中会出现短暂停滞的现象以及该算法本身粒子群规模选取的问题，使粒子群算法快去收敛，快速找到系统效率最优值。本粒子群优化算法设定了算法重启条件，当检测到距离负载电流变化时，算法重启，重新搜索最大效率值以及其对应的频率。

附图说明

[0015] 图 1 为本发明粒子群优化算法的流程图；

[0016] 图 2 为一般粒子群优化算法的结果仿真图；

[0017] 图 3 为本发明粒子群优化算法的结果仿真图；

[0018] 图 4 为本发明粒子群规模随迭代次数增加减小图。

[0019] 具体实施方法

[0020] 结合附图详细描述本发明的具体内容。本发明主要是针对磁耦合无线电能传输系统，运用改进型粒子群算法，使粒子规模减小，算法能够快速找到效率最大点以及其相应频率。以下通过特定的具体实例说明并用 Matlab 仿真。寻优方法流程见图 1，本发明所采用的技术方案是：谐振式电能发送装置的效率寻优惯性变化粒子群方法，具体步骤为：

[0021] (1)、初始化算法，包括设定粒子种群维数 D ＝ 1，最大迭代次数 MaxNum ＝ 200，同时限定粒子最大速度 v_{max}，初始化惯性权重 w；

[0022] (2)、直接设定粒子群最大规模 Nmax 为 30 和粒子群最小规模 Nmin 为 2，随机初始化粒子的速度 v 和粒子的位置。设定初始粒子群规模为最大规模 Nmax ＝ 30，初始化迭代次数 t ＝ 1，目前，粒子群规模的设定没有统一的规则，通常根据寻优对象和个人经验进行设定。本算法只需直接设定粒子群最大规模为 Nmax ＝ 30，即能解决谐振式电能发送装置效率寻优的各种情况。算法中设定最小规模，使粒子群规模随迭代次数的增加逐渐由最大规模 Nmax 减小到最小规模 Nmin 即可，本算法中 Nmin ＝ 2；

[0023] (3)、采用适应度函数 $f=\dfrac{(\omega M)^2 R_L}{Z_2\left[Z_1 Z_2+(\omega M)^2\right]}$ 计算当前种群每个粒子的适应度函数值 f_i，f_i 表示第 i 个粒子的适应度函数值，其中 $Z_1=R_1+R_s+j\omega L_1+\dfrac{1}{j\omega C_1}$，

$Z_2=R_2+R_L+j\left(\omega L_2-\frac{1}{\omega C_2}\right)$，ω ＝ 2πf$_r$，f$_r$当前激励频率，ω 为激励电源的角频率，M 为发射和接收线圈之间的互感，L_1，L_2为发射线圈和接收线圈电感，C_1，C_2为电容，R_s为电源内阻，R_L为负载电阻，R_1，R_2为回路中电阻。本算法先由当前激励频率 f_r和方程组 $\begin{cases}\dot{U}_{L_1}=j\omega L_1\dot{I}_1\\ \dot{U}_{L_1}=j\omega M\left(\dot{I}_1-\dot{I}_2\right)\\ j\omega M\dot{I}_1=\dot{I}_2 Z_2\\ Z_2=R_2+R_L+j\left(\omega L_2-\frac{1}{\omega C_2}\right)\\ \omega=2\pi f_r\end{cases}$ 推导出发射和接收线圈之间的互感 M，

$M=\frac{\left(\omega L_2-\frac{1}{\omega C_2}\right)\left[\left(R_2+R_L\right)^2+\left(\omega L_2-\frac{1}{\omega C_2}\right)^2\right]}{2\omega\left(R_2+R_L\right)}$，然后再推导出适应度函数，本算法采用的适应度函数是效率与互感 M 的函数。所示方程组可根据基本电路定理对整个系统进行分析推导出来。其中 $\dot{U}_{L_1}$ 代表线圈 L_1的电压，$\dot{I}_1$ 为输入电流，$\dot{I}_2$ 负载电流，本算法采用的适应度函数是效率与互感 M 的函数，所以当两线圈之间的距离变化，导致 M 也会变化时，适应度函数也会发生变化，这时根据当前电压激励频率以及方程组可求出 M, 进一步确定系统当前距离下的适应度函数；

[0024] (4)、用 $f_{i\ best}$表示第 i 个粒子截止到第 t 次迭代时搜寻到的最优适应度函数值，用 $f_{i\ gbest}$表示截止到第 t 次迭代时，全部粒子搜索到的最优适应度函数值。在算法开始迭代之前，设定 $f_{i\ best}$＝ 0，$f_{i\ gbest}$＝ 0，将步骤 (3) 中得到的粒子适应度函数值 f_i和个体极值 $f_{i\ best}$及全局极值 $f_{i\ gbest}$相比较，如果 $f_i \leqslant f_{i\ best}$，那么 $f_{i\ best}$＝ f_i，p_i＝ x_i；p_i表示适应度函数值为 $f_{i\ best}$的粒子位置，x_i是所对适应度函数值为 f_i粒子的位置，如果 $f_i \leqslant f_{i\ gbest}$，那么 $f_{i\ gbest}$＝ f_i，p_g ＝ x_i；p_g是粒子种群中全局最优值为 $f_{i\ gbest}$的粒子位置；

[0025] (5)、按公式 $N_{present}$＝ Nmax*(e $^{(t/MaxNum)}$)^{n}更新粒子群规模，其中 Npresent 为粒子群当前规模，Nmax 为最大粒子群规模，MaxNum 为最大迭代次数，t 为当前迭代次数，n 为控制粒子群规模变化规律的幂指数，通过参数 n 可调节粒子群规模变化快慢程度，经过大量实验，n ＝ 2.3 时可以使粒子群规按类似于惯性曲线的方式逐渐减小，算法能够快速收敛，减少算法运行时间，具有较大的优势。按公式 $v_i^{t+1}=w*v_i^t+c_1*rand*\left(p_i-x_i^t\right)+c_2*rand*\left(p_g-x_i^t\right)$和公式 $x_i^{t+1}=x_i^t+v_i^{t+1}$更新各个粒子的速度和位置，然后令迭代次数 t ＝ t+1，转向步骤 (6)，其中 v_i^{t+1}代表 t+1 次迭代第 i 个粒子速度，v_i^t代表当前第 t 次迭代第 i 个粒子速度，c_1和 c_2代表学习因子本次实验 c_1＝ 2，c_2＝ 2，rand 代表 [01] 之间的随机数。p_i表示适应度函数值为 $f_{i\ best}$的粒子位置，p_g是粒子种群中全局最优值为 $f_{i\ gbest}$的粒子位置，x_i^{t+1}代表 t+1 次迭代第 i 个粒子位置，x_i^t代表第 t 次迭代第 i 个粒子当前位置，w 代表惯性权重。本算法使粒子群算法在搜索后期不

再出现短暂停滞现象，算法能够快速收敛；

[0026] (6)、根据公式$\sigma^2=\sum_{i=1}^{N_{present}}\left(\left(f_i-f_{avg}\right)/a\right)^2$计算粒子适应度函数值的方差之和，$f_{avg}$为全部粒子适应度函数值的平均值，其中如果有$(f_i-f_{avg})>1$，则$a=\max(f_i-f_{avg})$，否则，$a=1$。判断方差是否等于0或者算法是否达到最大迭代次数，如果否，则转向步骤(3)，如果是则转向步骤(7)；

[0027] (7)、输出搜索到的全局最优值p_g，p_g是粒子种群中全局最优值为$f_{i\ gbest}$的粒子位置，即搜索到的最优值对应的频率值。

[0028] (8)、用电流传感器检测负载电流i_2的峰值，设Δ为设定的最大电流峰值波动范围，i_{2max}为所检测的负载电流峰值，$i_{2max}(k)$为负载的第k个电流周期电流峰值，$i_{2max}(k+1)$为负载的第k+1个电流周期的电流峰值。判断$|i_{2max}(k+1)|-|i_{2max}(k)|>\Delta$是否成立，如果判断结果为是，则转向步骤(1)，算法重启；如果判断结果为否，算法转向步骤(7)。

[0029] 为了能够很清楚的了解本算法的优势，分别在图2和图3中给出了一般粒子群算法和本发明粒子群优化算法的仿真图，图4为粒子群规模随迭代次数增加减小图。

[0030] 图2一般粒子群算法的寻优结果图，图中曲线为磁耦合无线电能传输系统的效率与频率函数图像，图中五角星为所搜寻到的最优值，效率最大值所对应的频率点为13544961.6816Hz。

[0031] 图3为本发明粒子群优化算法的寻优结果图，其参数设置和一般粒子群算法相同，可以看出，在和一般算法相比，其搜索结果相同的情况下，其算法用时4.617000秒，而一般粒子群算法为10.265秒，本粒子群优化算法耗费时间比一般粒子群算法减少了55%，节约了时间。

[0032] 图4为粒子群规模随着迭代次数增加逐渐减小的过程，其减小方式为惯性下降曲线。

[0033] 以上实施例描述了本发明的基本原理、主要特征及优点，本行业的技术人员应该了解，本发明不受上述实施例的限制，上述实施例和说明书中描述的只是说明本发明的原理，在不脱离本发明原理的范围下，本发明还会有各种变化和改进，这些变化和改进均落入本发明保护的范围内。

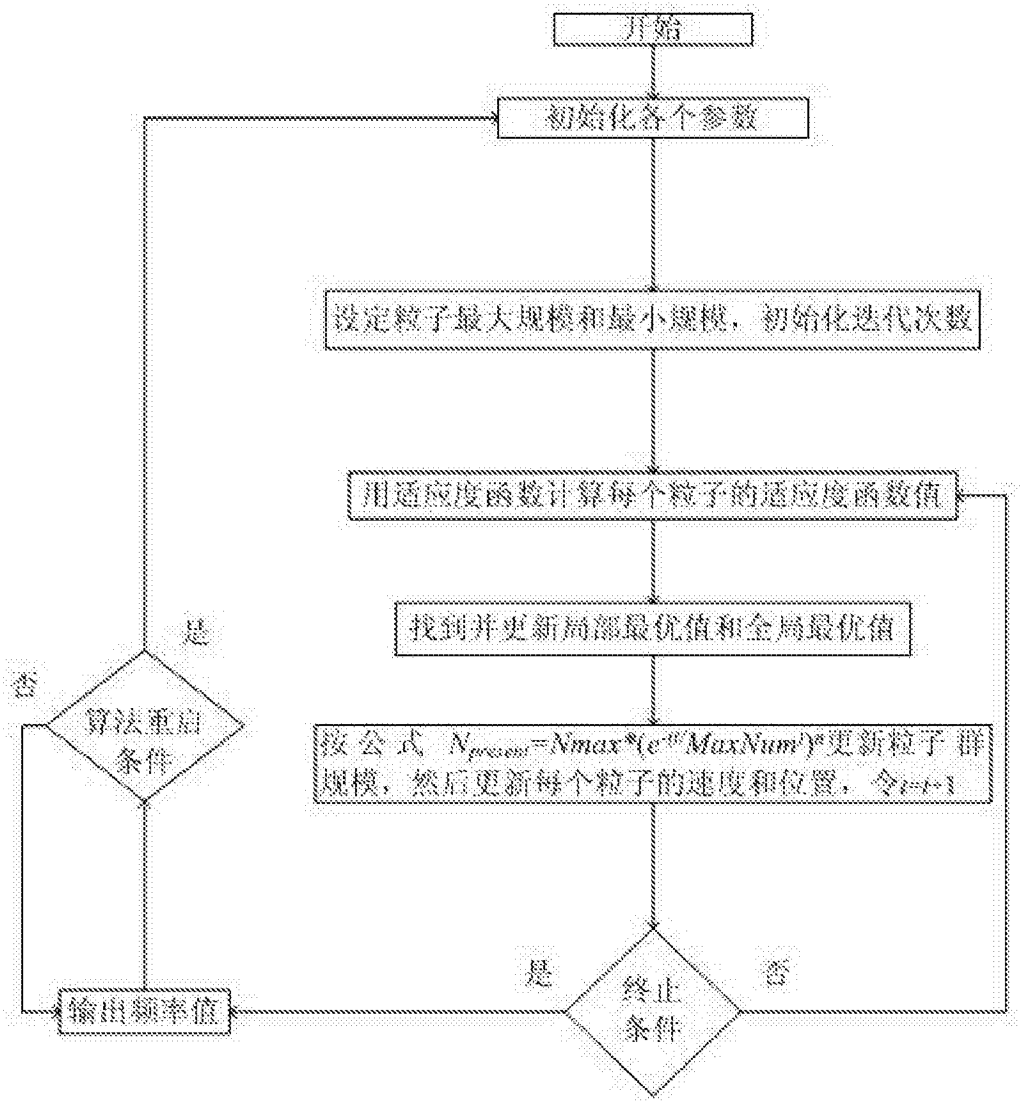

开始
初始化各个参数
设定粒子最大规模和最小规模，初始化迭代次数
用适应度函数计算每个粒子的适应度函数值
找到并更新局部最优值和全局最优值
按公式 $N_{present}=Nmax*(e^{-t/MaxNum})^{a}$ 更新粒子群规模，然后更新每个粒子的速度和位置，令 $i=i+1$
终止条件
是
否
输出频率值
算法重启条件
是
否

图 1

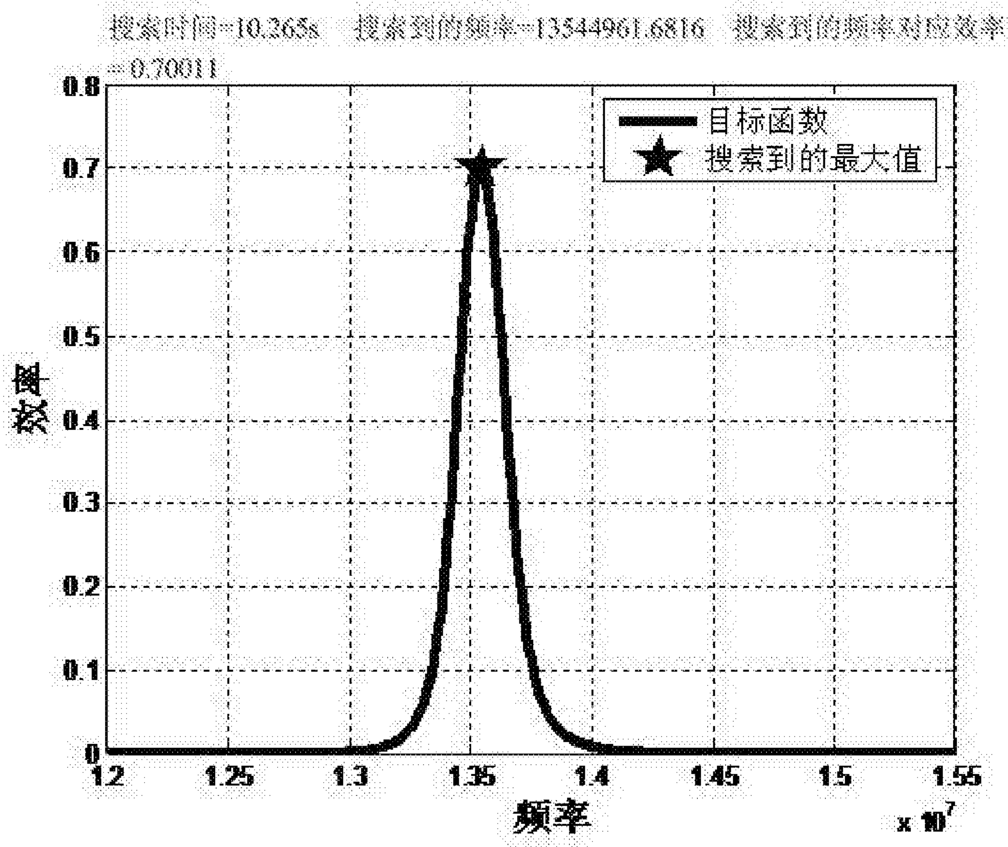

搜索时间=10.265s 搜索到的频率=13544961.6816 搜索到的频率对应效率 =0.70011
目标函数
搜索到的最大值
效率
频率
0.8
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0
1.2
1.25
1.3
1.35
1.4
1.45
1.5
1.55
x 10^7

图 2

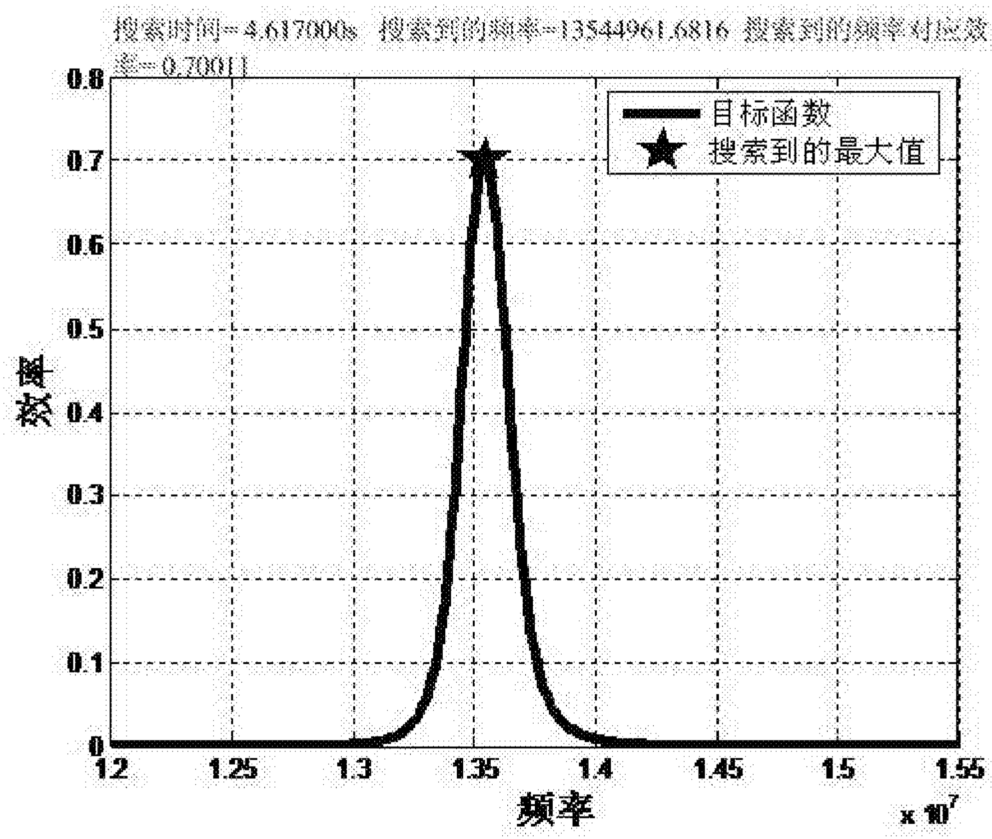

搜索时间=4.617000s 搜索到的频率=13544961.6816 搜索到的频率对应效率=0.70011
目标函数
搜索到的最大值
效率
频率
0
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7
0.8
1.2
1.25
1.3
1.35
1.4
1.45
1.5
1.55
x 10^7

图 3

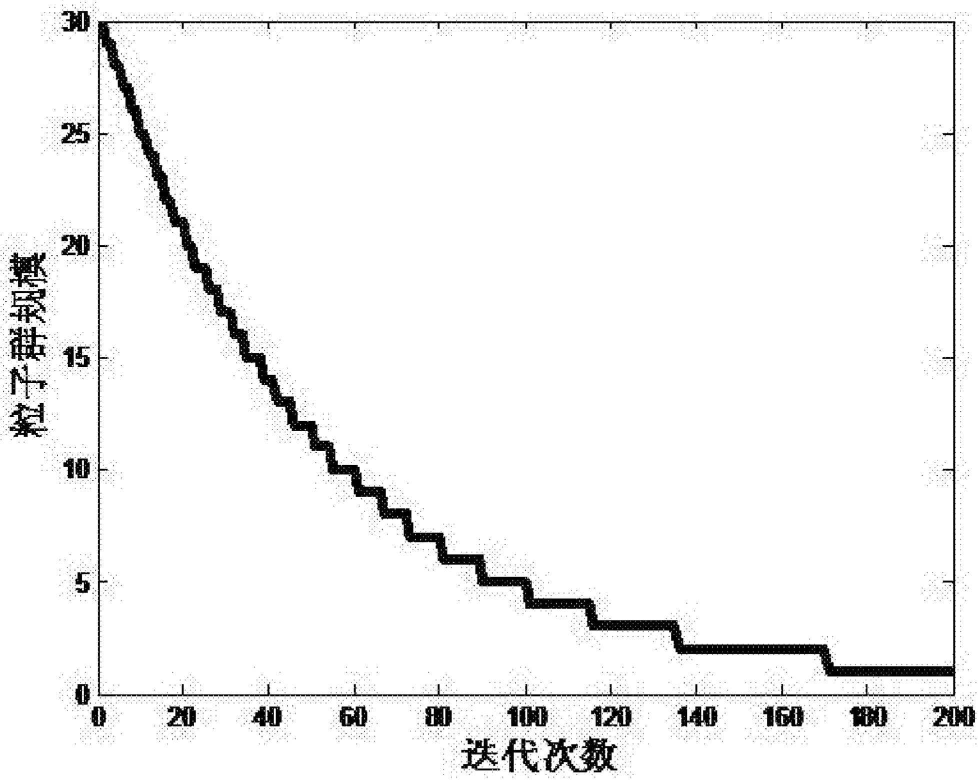


图 4