

文章编号:1000-582X(2012)06-105-07

# 求解 ICPT 电源规划问题的改进混合蛙跳算法

杨芳勋, 孙 跃, 夏晨阳

(重庆大学 自动化学院, 重庆 400044)

**摘 要:**针对城市电气化交通车辆的供电解决方案,提出一种感应耦合电能接入模式,并从电源技术方案、电源布局等方面对该供电模式展开研究。为了以最低的成本实现城市电气化交通车辆的感应耦合供电,提出了一种基于变尺度混沌机制混合蛙跳算法的城市电气化交通车辆的供电系统优化规划,该算法拥有混合蛙跳算法局部搜索和全局信息交换的平衡搜索策略与快速收敛的优点,同时还具有变尺度混沌优化算法能够通过变尺度不断缩小优化变量的搜索范围来实现局部深化寻优的特性。应用该算法得出的最小年综合费用相比混合蛙跳算法优化结果节约 2.39%,验证了所提算法的优越性。

**关键词:**感应耦合电能传输;配电系统;混合蛙跳算法;变尺度混沌算法;非线性规划

**中图分类号:**TM74

**文献标志码:**A

## A novel shuffled frog leaping algorithm for ICPT power programming

YANG Fang-xun, SUN Yue, XIA Chen-yang

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** A new mode of inductively coupled power transfer (ICPT) is presented to city electrization traffic vehicle power supply optimization. The power supply distribution plan and ICPT technology are investigated. To avoid the local optimal of shuffled frog leaping algorithm (SFLA), a novel algorithm based on mutative scale chaos search and SFLA is presented. It is applied to inductively coupled power transfer substation optimal planning. The advantages of global and local search strategies for SFLA are combined with the proposed algorithm. In order to implement local refined search to improve local chaotic search ability and to enhance the solution accuracy, mutative scale chaos search is introduced to the proposed algorithm. The minimum annual expense of the proposed algorithm is 2.39% less than that of SFLA, which shows its advantage.

**Key words:** inductively coupled power transfer; power supply systems; shuffled frog leaping algorithm; mutative scale chaos optimization algorithm; nonlinear programming

自电的产生及普遍应用以来,人类为了摆脱电线、电缆的束缚,从来没有间断过追寻真正的无线电能传输梦想。感应耦合电能传输(inductively coupled power transfer, ICPT)<sup>[1-2]</sup>技术是基于感应耦合原理的一种新型电能传输模式,该技术综合

利用磁场耦合技术、大功率高频变换技术、电力电子能量变换技术等,实现电能以无线方式从静止电源向运动负荷传输。近来,该技术逐步得到深入研究,MIT 的研究人员于 2007 年利用电磁谐振原理实现了中尺度的无线电能传输,在 2 m 以外的距离内将

收稿日期:2011-12-20

基金项目:中央高校基本科研业务费资助项目(CDJXS101T0003);重庆市科委攻关项目(CSTC,2008AC3089)

作者简介:杨芳勋(1978-),男,重庆大学博士研究生,主要从事 ICPT 技术、现代智能计算方向研究,(Tel)15023356860;  
(E-mail)yfx99@163.com。

一个 60 W 的灯泡点燃,传输效率接近 40%<sup>[3]</sup>,取得了重大突破。

以 ICPT 电源作为城市电气化交通车辆的供电解决方案,是一种全新的获取电能模式,能有效解决当前城市电气化交通中能源、环保、安全、速度之间的矛盾,推动城市交通电气化进程。因此,有专家认为 ICPT 技术必将成为现代工业自动化领域的最新的具有重大意义的研究方向。目前关于 ICPT 电源运用于城市电气化交通的文献鲜有报道。从经济层面出发,如何以最经济的电源选址定容实现城市电气化交通配电优化规划是个重要的研究课题,其中,电源的位置及其容量的优化规划是电气化交通配电网规划中极其重要的环节。此规划为一非线性、离散、多约束、高维组合优化问题,如若采用常规的数学方法处理不易获得较好的优化结果。

近年来,国内外众多学者在电源选址和定容方面做了大量的研究。文献[4]和文献[5]采用遗传算法进行配电网规划,取得了较理想的效果,但在随机化过程中,可行的方案比例低。文献[6]应用遗传算法对分布式电源的选址定容问题进行规划,但是遗传算法收敛速度慢、精度不高、易早熟收敛,需提供若干待选站址以方便编码,其性能易受编码机制的影响。进化算法[7]与遗传算法相比更重视变异的作用。文献[8]结合图论知识采用最小生成树法进行配电网规划取得了较好的效果。文献[9]提出采用遗传算法与模拟退火算法相结合方法解决在网络损耗最小的条件下分布式电源定位问题。文献[10]提出采用混合模拟退火算法的改进粒子群优化算法进行分布式电源选址定容的计算,然而上述的模拟退火算法耗时、效率低。

文献[11]采用混合蛙跳算法优化大范围供水系统,取得了理想的效果。文献[12]结合细胞算法和混合蛙跳算法来解决混合模型工厂装配线排序问题,凸显了混合蛙跳算法搜索策略的优势。结合变尺度混沌算法凭借其遍历性在极值附近搜索能保证解的多样性特征与混合蛙跳算法的局部和全局搜索策略优点,提出一种基于变尺度混沌机制混合蛙跳算法。即在青蛙个体停止进化时,运用变尺度混沌算法在个体极值附近搜索,为抑制算法早熟收敛提供了有利保障。

## 1 ICPT 电源规划数学模型

在基于 ICPT 技术的城市电气化交通电源规划研究中,高频载流电缆作为导轨埋设于地表之下,不同段导轨上的高频电流保持恒定,每段导轨由唯一

的功率电源提供不同的电流,支持多负载并行运行于导轨之上,输出电压随负载要求可动态调节,车辆利用惯性越过相邻导轨之间的间隙。此种全新电能接入模式可实用于公交车以及电动汽车实时电能接入,实现不停车充电。

### 1.1 ICPT 概述

图 1 是一个典型的感应耦合电能传输系统结构,其主要由 2 个功能模块构成:初级谐振变换电路和次级电能拾取电路。由供电网系统(可以是三相工频电网,也可以是直流电网)提供的电能,经电能预变换系统作预变换后,得到稳定的直流电,该直流电经大功率升频换流器变换后,在高频载流电缆中产生高频正弦波电流,此电流在高频载流电缆周围产生高频交流磁场,而处于此磁场中磁能转换结构将会感应出电能,经牵引功率输出系统变换后作用于移动电气设备的动力驱动环节。在整个电能传输过程中,初级与次级允许有较大的相对移动距离,从而使得整个供电过程有较强的灵活性。

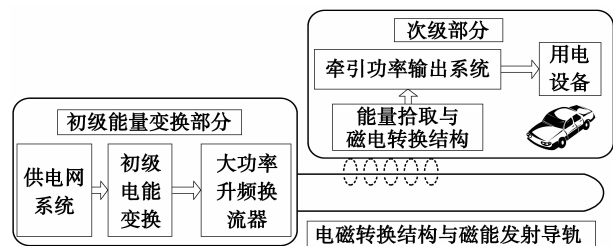


图 1 典型 ICPT 系统结构

### 1.2 数学模型

由上分析 ICPT 结构可知,电能通过磁场松耦合传输,耦合效率低,为了提高传输功率,系统采用谐振补偿电路以提升功率传输能力,所以,模型中忽略电路中无功功率的作用。以 ICPT 电源系统年综合费用(包含电源的一次性投资、其运行费用及导轨损耗)最小为目的,其函数为

$$\min C = C_s + C_r, \quad (1)$$

$$C_s = \sum_{k=1}^N \left[ C_c(S_k) \frac{r_0(1+r_0)^m}{(1+r_0)^n - 1} + u(S_k) \right], \quad (2)$$

$$C_r = \sum_{k \in N_k} (aI_k^2 R l_k t_k), \quad (3)$$

$$s_k = S_k e(S_k) \lambda_k(n), \quad (4)$$

式中: $C_s$  为电源的固定投资成本,元; $C_r$  为导轨的损耗费用,元; $N$  为目标年电源的个数; $C_c(S_k)$  为第  $k$  个电源在计及土地费用后的固定投资成本,元; $m$  为电源的经济使用年限; $S_k$  为第  $k$  个电源的容量, kW; $s_k$  为第  $k$  个电源的带载容量, kW; $e(S_k)$  为第  $k$

个电源的运行率; $\lambda_k(n)$ 为第  $k$  个电源随所供电负荷动态变化的功率因数<sup>[13]</sup>,其反映了电路中有功功率与视在功率的比值,因此功率因数愈高,效率也愈大; $n$ 为导轨上的负荷数; $u(S_k)$ 为第  $k$  个电源的年运行费用,元; $l_k$ 为第  $k$  段导轨的长度,km; $r_0$ 为贴现率; $a$ 为电价,元/kWh; $I_k$ 为第  $k$  段导轨上流过的电流,A; $R$ 为导轨单位长度电阻, $\Omega/\text{km}$ ; $t_k$ 为年损耗小时数,h;

约束条件为

1) 电源功率限制,  $s_k \geq \sum_{j \in J_k} W_j$ ;

2) 供电唯一性限制

$$\sum_{k=1}^N G_{kj} = 1, \quad G_{kj} \in \{1, 0\};$$

3) 导轨长度限制

$$l_k \leq \frac{s_k - \sum_{j \in J_k} W_j}{R_k I_k^2};$$

4)  $J_k$  中负荷点编号连线匹配导轨。

其中: $W_j$ 为负荷点  $j$  的负荷预测值; $J_k$ 为第  $k$  个电源所供电负荷点编号的集合; $G_{kj}$ 为负荷点  $j$  是否由电源  $k$  供电的标志。

## 2 基于变尺度混沌机制的混合蛙跳算法

### 2.1 混合蛙跳算法

混合蛙跳算法(shuffled frog leaping algorithm, SFLA)<sup>[14]</sup>是2003年由Eusuff和Lansley提出的一种基于群体智能的元启发进化计算技术,是模拟青蛙觅食过程中信息共享和交流的特点而产生的一种启发性算法。算法是建立在群中个体具有的模因进化及利用模因实现全局信息交换的基础之上。SFLA集成了基于社会行为的微粒子群算法(PSO)和基于基因进化的模因演算算法(MA)两者的优点。局部搜索和全局信息交换的平衡搜索策略是蛙跳算法的最主要特征<sup>[15]</sup>。

在可行域中随机生成  $F$  只青蛙组成初始群体,第  $I$  只蛙表示问题的一个可行解为  $U_I = (u_{I1}, u_{I2}, \dots, u_{Is})$ ,其中  $s$  表示变量的个数,即解空间的维数。计算青蛙个体适应度  $f(I)$ ,然后将蛙群内的青蛙个体按适应度值降序排列并存储于  $X = \{U_1, f(I), I=1, 2, \dots, F\}$ ,将蛙群分成  $m$  个模因组  $Y^1, Y^2, \dots, Y^m$ ,每个模因组包含  $n$  只青蛙,满足  $F = mn$ 。按式(5)划分青蛙种群。

$$Y^k = [U_i^k, f(i)^k \mid U_i^k = U(k + m(i-1)), f(i)^k = f(k + m(i-1))],$$

$$i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m. \quad (5)$$

第  $t$  次搜索时,定义模因组内具有最好适应度值的青蛙为  $U_b(t)$ ,最差适应度值的青蛙为  $U_w(t)$ ,整个种群中具有最好适应度值的青蛙为  $U_g(t)$ 。依据式(6)和式(7)对每个模因组中的  $U_w(t)$  进化更新。

$$D_i = \text{rand} \times (U_b(t) - U_w(t)), \quad (6)$$

$$U_w(t+1) = U_w(t) + D_i,$$

$$(D_{\max} \geq D_i \geq D_{\min}), \quad (7)$$

其中,  $\text{rand} \in [0, 1]$ ,  $D_i$  为模因组中最差青蛙向最好青蛙跳跃的距离,  $D_{\min}$  和  $D_{\max}$  分别为青蛙个体允许跳跃距离的下限和上限。

进化后,如果  $U_w(t+1)$  的适应度值优于  $U_w(t)$ ,则  $U_w(t) = U_w(t+1)$ ,否则,  $U_b(t) = U_g(t)$ ,并依据式(6)与式(7)重复更新操作。若  $U_w(t+1)$  的适应度值仍然劣于  $U_w(t)$ ,则随机生成一只新青蛙取代原来的  $U_w(t)$ ,重复更新操作,直至满足局部迭代终止条件。完成全部模因组的局部搜索后,混合青蛙种群,降序排列并划分模因组,更新  $U_g(t)$ ,对  $U_w(t)$  进行更新操作,如此循环直至算法满足收敛条件。

### 2.2 SFLA 的改进

作为一种新提出的算法,SFLA的更新策略在求解复杂函数优化问题时无法有效地搜索寻优空间,如文献[16],在优化 Schaffer's  $f_7$  函数时,SFLA没能找到全局极值。因此,需要对 SFLA 进行改进,以提高其搜索性能。

混沌状态是存在于非线性系统中的一种较为普遍的现象,是系统处于非平衡过程中所呈现的随机行为<sup>[17]</sup>。混沌运动具有遍历性、随机性、规律性等特征,它的遍历性是混沌用于寻优的根本出发点。利用混沌变量进行优化搜索时,依据混沌运动自身的规律进行搜索,其随机性确保了进行大范围搜索的可能性,遍历性使算法能够按混沌系统自身的规律不重复地遍历所有可能的状态。

选取混沌优化算法(chaos optimization algorithm, COA)研究中的 Logistic 模型映射产生混沌变量,映射方程为

$$x_{k+1} = \mu x_k (1 - x_k), x_k \in (0, 1), \quad (8)$$

式中: $\mu$ 是控制参量, $x_k$ 表示混沌变量; $x$ 在第  $k$  次迭代时的值; $k$ 为迭代次数;当  $\mu = 4$  时,式(8)完全处于混沌状态,即  $x_k$  遍历除不动点  $\{0.25, 0.50, 0.75\}$  之外的所有状态。由于混沌状态对初值非常敏感,取  $n$  个具有微小差异的初始值  $x_k (k=1, 2, \dots, n)$ ,便可得到  $n$  个混沌变量。按式(9)载波变换产生一个由  $n$  个变量组成的目标函数解向量。

$$rx_i^l = a_i + (b_i - a_i)cx_i^l, \quad (9)$$

其中:  $cx_i^l$  为通过映射产生的变量;  $rx_i^l$  为优化变量;  $rx_i^l \in (a_i, b_i)$ ;  $l$  为搜索次数;  $a_i$  和  $b_i$  分别为优化变量的下限和上限。通过载波变换能将混沌运动从自身的遍历区域变换到优化变量的解空间。

为增强 COA 的局部搜索能力,在文献[18]中提出了变尺度混沌优化算法(mutative scale chaos optimization algorithm, MSCOA)。基本架构:基于 COA 算法,以“一次搜索”到得的最优解为搜索中心,通过不断缩小优化变量的搜索尺度来实现局部深度搜索,并同时改变“二次搜索”的调节系数,以改善解的精度和收敛速度。尺度变换公式为

$$\begin{cases} a_i^{(r+1)} = x_{g_i}^* - \lambda(b_i^{(r)} - a_i^{(r)}); \\ b_i^{(r+1)} = x_{g_i}^* + \lambda(b_i^{(r)} - a_i^{(r)}); \\ a_i^{(r+1)} = a_i^{(r)}, (a_i^{(r+1)} < a_i^{(r)}); \\ b_i^{(r+1)} = b_i^{(r)}, (b_i^{(r+1)} < b_i^{(r)}); \\ i = 1, 2, \dots, n, \end{cases} \quad (10)$$

其中:  $r$  为局部深度搜索次数;  $\lambda$  为尺度变换系数,  $\lambda \in (0, 0.5)$ ;  $x_{g_i}^*$  为当前的最优解;  $b_i^{(r)}$  和  $a_i^{(r)}$  分别为第  $r$  次搜索时区间的上限和下限。

鉴于变尺度混沌优化算法的良好局部深度搜索能力,提出一种基于变尺度混沌机制的混合蛙跳算法(MCSFLA)。主要思想:以 SFLA 作为 MCSFLA 的主架构,在 SFLA 的全局最优青蛙停止进化后,以全局最优青蛙为中心采用 MSCOA 展开局部搜索,保障混合蛙跳算法的全局寻优性能。

MCSFLA 的算法步骤如下

Step 1: 初始化青蛙群体,即初始化参数(青蛙种群  $F$ , 模因组数  $m$ , 迭代次数  $g=0$ , 局部深度搜索次数  $G_m$ , SFLA 的最大迭代次数  $G_{shuf}$ , 青蛙停止进化的迭代次数  $K$ );

Step 2: 生成青蛙个体  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ ,  $i = [1, F]$ ;

Step 3: 计算青蛙的适应度值,按适应度值降序排列青蛙个体,确定全局最优青蛙  $X_g$ ;

Step 4: 根据式(5)划分青蛙种群,并确定每个模因组内的最差青蛙  $X_w$  和最优青蛙  $X_b$ ;

Step 5: 依据式(6)和式(7)更新每个模因组内最差青蛙  $X_w$  的位置;

Step 6: 重新混合蛙群,划分模因组,更新  $X_g$ ,  $g = g + 1$ , 若  $g = G_{shuf}$ , 则转向 Step 8, 否则继续;

Step 7: 如果在  $K$  次迭代搜索后,优化目标函数值  $X_g$  停止进化,则采用 MSCOA 搜索全局最优值  $X_g^*$ ,  $X_g = X_g^*$ , 然后返回 Step 4。否则,直接返回

Step 4;

Step 8: 结束算法迭代,输出  $X_g$ ;

$$cx_i^* = \frac{x_{g_i}^* - a_i^{(r+1)}}{b_i^{(r+1)} - a_i^{(r+1)}}, \quad (11)$$

$$cx_i^l = \delta cx_i^l + (1 - \delta)cx_i^* \quad 0 < \delta < 1, \quad (12)$$

式(11)为载波反变换公式,式(12)为混沌变换公式,  $\delta = 1 - (g - 1/g)^6$ , MSCOA 流程如图 2 所示。

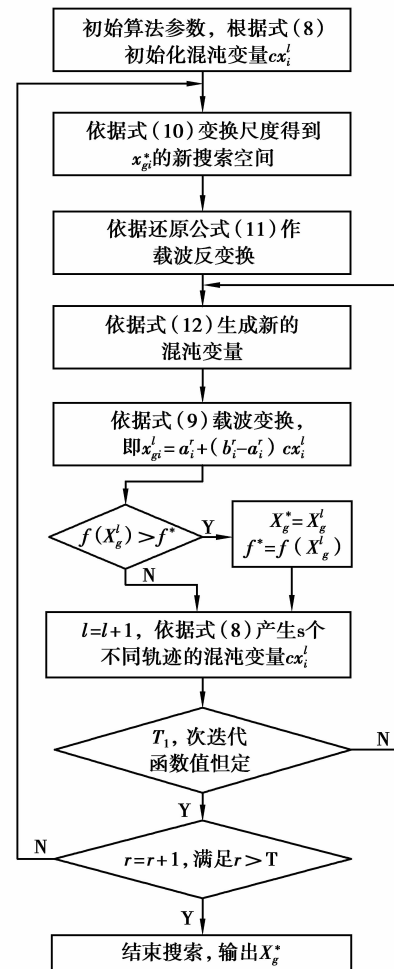


图 2 MSCOA 流程图

### 3 算法性能测试

为测试 MCSFLA 的性能,同时采用改进算法和混合蛙跳算法对 4 个基准函数进行测试比较, MCSFLA 与 SFLA 的适应度取函数值,初始化算法参数( $F=200$ ,  $m=20$ ,  $G_m=10$ ,  $K=5$ )。每个函数独立测试 50 次以消除随机性的影响,历次求解中的最优结果如表 1 所示。

$$\begin{aligned} F_1 &= 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2 - \\ &2.048 \leq x_1, x_2 \leq 2.048; \end{aligned} \quad (13)$$

$$F_2 = -0.5 + \frac{\sin^2(\sqrt{x_1^2 + x_2^2}) - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2} - 100 < x_1, x_2 < 100; \quad (14)$$

$$F_3 = 1 + \sum_{i=1}^N \frac{x_i^2}{4\,000} - \prod_{i=1}^N \cos(x_i/\sqrt{i}), \quad x_i \in [-600, 600]; \quad (15)$$

$$F_4 = \sum_{i=1}^{N-1} (x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.25} [\sin^2(50(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.1}) + 1], \quad x_i \in [-100, 100]; \quad (16)$$

由表 1 可知, MCSFLA 在所测试函数中最优值精度好于 SFLA, 在测试多峰值函数  $F_4$  时, MCSFLA 由于变尺度混沌搜索的作用而有效地避开了陷入局部极值。所提算法的平均值优于 SFLA, 体现出 MCSFLA 具有较好的稳定性。

### 4 算例分析

运用 MCSFLA、SFLA 与遗传算法(GA)对重庆市某区域的电气化交通电源进行优化规划仿真, 以说明改进算法的可行性。MCSFLA 与 SFLA 参数设置: 迭代终止次数  $T=100$ , 其余参数同上节,  $m=20, r_0=0.035, a=1.5$  元/kWh, 待选电源可选容量集合为  $\{A(400 \text{ kW}), B(600 \text{ kW}), C(800 \text{ kW}), D(900 \text{ kW})\}$ , 负荷总容量为 7.2 MW, 导轨总长  $L=50 \text{ km}$ , 随机分布的电车总数  $C=40$ , 经计算新建电源个数  $n_{\text{sou}} \in [9, 19]$ 。参照 MCSFLA 算法流程, 以  $n_{\text{sou}}$  为循环变量进行规划, 选取具有最小年综合费用的  $n_{\text{sou}}$  所对应的规划结果为最优规划方案。

表 1 基准函数测试结果

| 函数    | 算法     | $F_3$ 与 $F_4$ 的维数:20, 最大迭代次数:500 |            | $F_3$ 与 $F_4$ 的维数:50, 最大迭代次数:1 000 |            |
|-------|--------|----------------------------------|------------|------------------------------------|------------|
|       |        | 最优值                              | 平均值        | 最优值                                | 平均值        |
| $F_1$ | SFLA   | 0.000E+00                        | 1.835E-08  | 0.000E+00                          | 1.018E-08  |
|       | MCSFLA | 0.000E+00                        | 0.000E+00  | 0.000E+00                          | 0.000E+00  |
| $F_2$ | SFLA   | -1.041E+00                       | -1.594E+00 | -1.008E+00                         | -1.491E+00 |
|       | MCSFLA | -1.000E+00                       | -1.129E+00 | -1.000E+00                         | -1.220E+00 |
| $F_3$ | SFLA   | 8.351E-02                        | 3.101E-01  | 2.760E-02                          | 1.330E-01  |
|       | MCSFLA | 8.904E-08                        | 6.714E-03  | 0.000E+00                          | 1.862E-03  |
| $F_4$ | SFLA   | 5.501E-01                        | 4.835E+00  | 4.591E+01                          | 7.491E+01  |
|       | MCSFLA | 7.180E-02                        | 2.811E-01  | 8.890E-02                          | 1.819E-01  |

图 3 为 MCSFLA 与 SFLA 的算法收敛性比较, 由图可知, MCSFLA 达到收敛条件所需迭代次数要少于 SFLA, 以较小的迭代次数和高精度完成算法收敛。

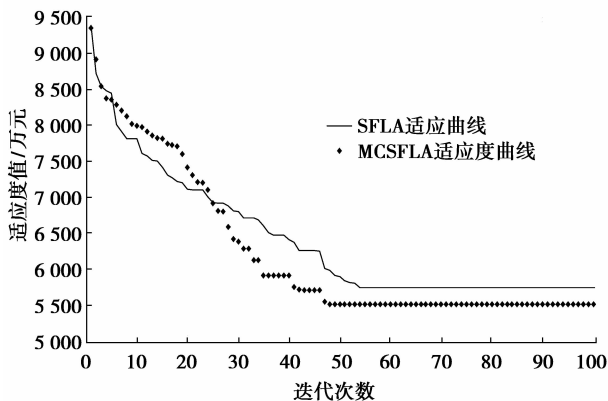


图 3 MCSFLA 和 SFLA 的算法收敛比较

图 4 为 GA 的适应度曲线, 其收敛精度低于改进算法。MCSFLA 的平均适应度曲线和最佳适应度曲线对比如图 5 所示, 两条曲线比较接近, 平均适应度曲线没有大的突变, 即在迭代过程中改进算法所得的解稳定。

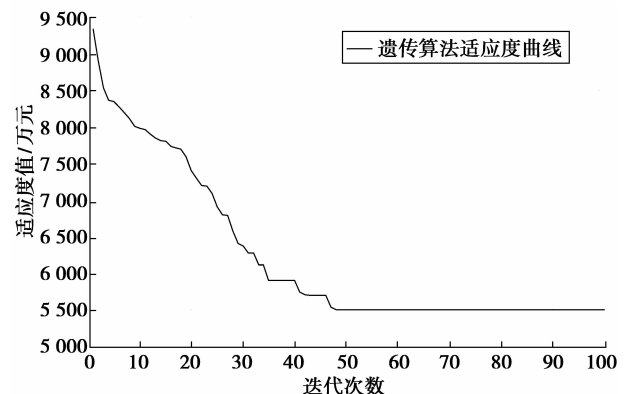


图 4 GA 的适应度曲线

表 2 给出了分别运用 MCSFLA、GA 和 SFLA 进行优化时的规划结果,从表中可以看出,在满足供电需求的条件下,MCSFLA 优化所得最小年综合费用相比 GA 优化所得最小年综合费用节约 148.86 万元,相比 SFLA 节约 134.52 万元。显然,MCSFLA 通过局部遍历避开了早熟收敛,使得电源的容量组合和导轨损耗达到最优组合状态,既节约了费用。由于增加了变尺度混沌搜索,所以搜索用时要长于 SFLA 搜索耗时。

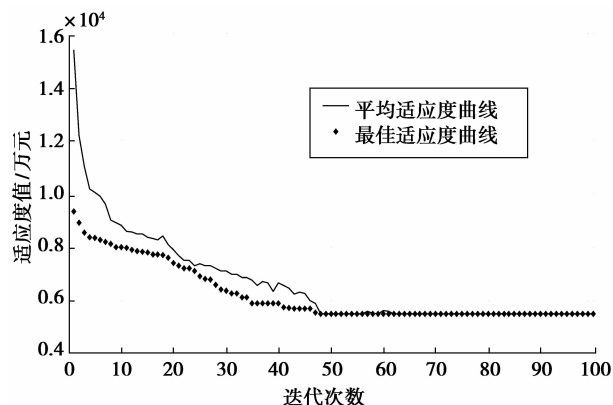


图 5 MCSFLA 的适应度曲线

表 2 MCSFLA、SFLA 和 GA 优化结果对比

| 算法     | 电源<br>数目 | 电源<br>组合情况  | 电源<br>总容量/kW | 电源<br>年费用/万元 | 导轨<br>年费用/万元 | 年综合<br>费用/万元 | 搜索<br>t/s |
|--------|----------|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|-----------|
| GA     | 14       | 5A,4B,2C,3D | 8 700        | 4 731.52     | 917.31       | 5 648.83     | 20        |
| SFLA   | 14       | 5A,5B,2C,2D | 8 400        | 4 720.19     | 914.30       | 5 634.49     | 14        |
| MCSFLA | 14       | 6A,3B,3C,2D | 8 400        | 4 609.14     | 890.83       | 5 499.97     | 19        |

## 5 结 论

首先讨论了 ICPT 系统的特性,在此基础上以 ICPT 电源系统年综合费用最小为目的,提出一种新的 ICPT 电源规划数学模型。为了规避混合蛙跳算法的局部振荡风险,充分利用混合蛙跳算法局部搜索和全局信息交换的平衡搜索策略与快速收敛的优点,结合混沌运动的遍历性、随机性和规律性等特征与变尺度混沌优化算法能够通过变尺度不断缩小优化变量的搜索范围来实现局部深化寻优的特性,提出一种基于变尺度混沌机制的混合蛙跳算法。数值测试结果证明了所提算法有效地克服了由于蛙跳算法本身的更新策略产生的易于陷入局部振荡的缺点,表现优于混合蛙跳算法。应用该算法于 ICPT 电源规划,所得最小年综合费用少于采用遗传算法、混合蛙跳算法的规划结果,验证了该算法的适应性。将混合蛙跳算法应用于配电站规划尚未有人提出,处于初步研究阶段,所提算法将为配电站规划提供一种全新的思考方式,同时也可用于配电站规划以外的其他组合优化领域。

### 参考文献:

[1] GREEN A W, BOYS J T. Inductively coupled power transmission-concept, design and application [J].

Transactions of the Institution of Professional Engineers New Zealand; Electrical/Mechanical/Chemical Engineering Section, 1995, 22(1): 1-9.

[2] GREEN A W, BOYS J T. 10 kHz inductively coupled power transfer-concept and control [C]// Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Conference on Power Electronics and Variable Speed Drives, Oct. 26-28, 1994. London, UK; IEEE, 1994, 399: 694-699.

[3] KURS A, KARALIS A, MOFFATT R, et al. Wireless power transfer via strongly coupled magnetic resonances[J]. Science, 2007, 317(5834): 83-86.

[4] RAMIREZ-ROSADO I J, BERNAL-AGUSTIN J L. Genetic algorithms applied to the design of large power distribution systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1998, 13(2): 696-703.

[5] 王天华, 王平洋, 范明天. 用演化算法求解多阶段配电网规划问题[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(3): 34-38.

WANG TIAN-HUA, WANG PING-YANG, FAN MING-TIAN. Optimal multi-stage distribution planning using evolutionary algorithm [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2000, 20(3): 34-38.

[6] CELLI G, PILO F. Optimal distributed generation allocation in MV distribution networks [C] // Proceedings of the 22<sup>nd</sup> IEEE Power Engineering

- Society International Conference on Power Industry Computer Applications, May 20-24, 2001. Sydney, Australia; IEEE, 2001; 81-86.
- [7] HAN K H, KIM J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(6): 580-593.
- [8] 杨文宇, 刘健, 余健明, 等. 基于改进 prim 算法的配电网优化规划方法[J]. 电工技术学报, 2005, 20(3): 75-79.
- YANG WEN-YU, LIU JIAN, YU JIAN-MING, et al. Distribution network optimal planning based on an improved prim algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20(3): 75-79.
- [9] GANDOMKAR M, VAKILIAN M, EHSAN M. A combination of genetic algorithm and simulated annealing for optimal DG allocation in distribution networks [C] // Proceeding of IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, May 1-4, 2005. Saskatoon, SK, Canada; IEEE, 2005; 645-648.
- [10] 刘波, 张焰, 杨娜. 改进的粒子群优化算法在分布式电源选址和定容中的应用[J]. 电工技术学报, 2008, 23(2): 103-108.
- LIU BO, ZHANG YAN, YANG NA. Improved particle swarm optimization method and its application in the siting and sizing of distributed generation planning [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(2): 103-108.
- [11] CHUNG G H, LANSEY K. Application of the shuffled frog leaping algorithm for the optimization of a general large-scale water supply system [J]. Water Resources Management, 2009, 23(4): 797-823.
- [12] RAHIMI-VAHED A, MIRZAEI A H. A hybrid multi-objective shuffled frog-leaping algorithm for a mixed-model assembly line sequencing problem [J]. Computers & Industrial Engineering, 2007, 53(4): 642-666.
- [13] FU D B, QIU Y, LU B, et al. An improved three-level LCC converter with a novel control strategy for high-frequency high-power-density capacitor charging power supplies [C] // Proceedings of The Twenty-first Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition, March 19-23, 2006. Dallas, TX, USA; IEEE, 2006; 1401-1405.
- [14] EUSUFF M M, LANSEY K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2003, 129(3): 210-225.
- [15] ELBEHAIRY H, ELBELTAGI E, HEGAZY T, et al. Comparison of two evolutionary algorithms for optimization of bridge deck repairs [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2006, 21(8): 561-572.
- [16] ELBELTAGI E, HEGAZY T, GRIERSON D. Comparison among five evolutionary-based optimization algorithms [J]. Advanced Engineering Informatics, 2005, 19(1): 43-53.
- [17] FUJITA T, YASUDA K, YOKOYAMA R. Global optimization method using chaos in dissipative system [J]. Electronics and Communications in Japan Part 3: Fundamental Electronic Science, 1995, 78(1): 64-75.
- [18] LEE H, YANG J, KIM K. Enhancing security of EPC global Gen-2 RFID tag against traceability and cloning [C] // Proceedings of the 2006 Symposium on Cryptography and Information Security, Jan. 17-20, 2006. Heidelberg, Germany; Springer, 2006; 269-277.

(编辑 侯 湘)