

基于阈值选择策略的改进混合蛙跳算法在电网规划中的应用

王茜, 张粒子, 舒隽, 王楠

(华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 利用混合蛙跳算法(SFLA)具有高效计算性能和优良全局搜索能力的优势, 针对其侧重于解决连续性问题以及易陷入局部最优解的不足, 通过对混合蛙跳算法的解向量进行离散化处理并采用阈值选择策略, 提出了适用于电网规划的一种基于阈值选择策略的改进混合蛙跳算法(ISFLA)。算例应用结果表明, 与粒子群算法(PSO)相比, 所提算法能够在较小的计算规模和较短的计算时间内得到全局最优解。通过进一步分析不同阈值对算法收敛速度的影响可以看出, 应针对不同的电网规模及扩展规划范围选择合理的阈值, 以此提高ISFLA的收敛速度和电网规划的有效性。

关键词: 电力系统; 电网规划; 混合蛙跳算法; 离散; 阈值选择策略

Application of improved shuffled frog leaping algorithm based on threshold selection strategy in transmission network planning

WANG Qian, ZHANG Li-zi, SHU Jun, WANG Nan

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA) has fast calculation speed and excellent global search capability, which is good at solving sequential problem and can fall into local optimal solution easily. Through the discretization of solution vector and using threshold selection strategy, an improved shuffled frog leaping algorithm based on threshold selection strategy (ISFLA) for transmission network planning is presented. The contrast results of studies by PSO and ISFLA show that the proposed ISFLA can acquire global optimization with smaller calculation size and shorter computing time. Through the analysis of impact on convergence rate under different thresholds, it can be seen that the reasonable threshold should be chosen for different grid sizes and different scales of expansion planning, which can raise ISFLA's convergence speed and the effectiveness of transmission network planning.

This work is supported by the National Key Technology R & D Program (No. 2008BAA13B11).

Key words: power system; transmission network planning; shuffled frog leaping algorithm; discreteness; threshold selection strategy

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)03-0034-06

0 引言

电网规划是在已知给定电源规划和负荷预测的基础上, 根据现有的电网结构, 合理地选择新建或扩建线路以满足电力系统安全、可靠运行和经济最优^[1]。电网规划是一个大规模、复杂的、带有大量约束条件和离散变量的非线性整数规划问题^[2], 其求解方法主要包括启发式方法^[3]、线性规划法^[4]、非线性规划法^[5]、动态规划法^[6]、禁忌搜索法^[7]、遗传算法^[8]、模拟退火法^[9]、蚁群算法^[10]、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[11]等。其中粒子群算法具有参数少、算法简单、收敛速度快等优点, 目前已经得到了广泛的应用, 但同时该算

法本身也存在着容易产生早熟收敛、局部寻优能力较差等不足。

混合蛙跳算法(Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)是2003年由Eusuff和Lansey提出的一种基于群体的启发式进化计算技术^[12]。作为一种全新的生物进化算法, 它结合了基于基因进化的模因演算法(Memetic Algorithm, MA)和基于群体行为的粒子群算法两者的优点^[13], 具有概念简单、参数少(具有比PSO更少的算法参数)、计算速度快、全局寻优能力强和易于实现的特点, 目前已在电力系统动态优化潮流中得到了应用^[14]。

论文在混合蛙跳算法的基础上, 针对其主要侧重于解决连续性问题以及易陷入局部最优解的不足, 通过进行离散化处理并采用阈值选择策略, 提出了适用于电网规划的改进混合蛙跳算法, 最后分

基金项目: 国家科技支撑计划(2008BAA13B11)

别通过 IEEE Garver-6 系统和一个 18 节点系统的算例对 PSO 算法与本文算法进行了对比, 进一步分析了不同阈值对算法收敛速度的影响, 证明了论文所提算法的有效性和正确性。

1 电网规划模型

电网规划是在满足约束的条件下找到一个最优方案, 使该方案在整个规划期内的投资和运行费用等之和最小^[11]。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。满足 N 安全性的电网规划模型为^[15-16]:

$$\text{obj. } \min F = \sum_{i=1}^n A_i x_i + B \left[\sum_{i=1}^{n^0} e_i I_i^2 r_i t + \sum_{i=1}^n (x_i + e_i) I_i^2 r_i t \right] \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} P_i = V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_i = V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad i \in (N + N') \quad (2)$$

$$\begin{cases} P_{i,\min} \leq P_i \leq P_{i,\max} \\ Q_{i,\min} \leq Q_i \leq Q_{i,\max} \end{cases} \quad i \in G \quad (3)$$

$$\begin{cases} -p_{i,\max} \leq p_i \leq p_{i,\max} \\ -q_{i,\max} \leq q_i \leq q_{i,\max} \end{cases} \quad i \in (n^0 + n) \quad (4)$$

$$0 < x_i < x_{i,\max} \quad x \in Z, i \in n \quad (5)$$

式 (1) 是目标函数, 第一部分是电网投资, A_i 为支路 i 的投资 (万元/回), x_i 为走廊 i 上的新架线回数; 第二部分是网损, 其中前一部分是已有线路网损, 后一部分是新建线路网损, 为走廊 i 上的已有支路数; B 为网损电价 (万元/kWh); I_i 为线路电流 (kA); r_i 为线路电阻 (Ω); t 为系统等效运行时间 (h/年), n^0 为电网原有线路走廊数; n 为允许架线走廊数。

式 (2) 是功率平衡约束, N 为原有节点数; N' 为新增节点数。式 (3) 是发电机输出功率约束, P_i 、 Q_i 为发电机 i 的有功、无功出力; $P_{i,\max}$ 、 $Q_{i,\max}$ 、 $P_{i,\min}$ 、 $Q_{i,\min}$ 分别为发电机 i 的有功、无功出力上下限。式

(4) 是线路潮流约束, p_i 、 q_i 为线路 i 的有功、无功潮流, $p_{i,\max}$ 、 $q_{i,\max}$ 、 $p_{i,\min}$ 、 $q_{i,\min}$ 分别为线路 i 的有功、无功潮流上下限。式 (5) 是架线回数约束和整数约束。

2 SFLA 的基本原理

混合蛙跳算法是一种受自然生物模仿启示而产生的基于群体的协同搜索方法。该算法在模拟青蛙

群体寻找食物时按族群分类进行思想传递的过程, 将全局信息交换和局部深度搜索相结合, 局部搜索使得思想在局部个体间传递, 混合策略使得局部间的思想得到交换。在混合蛙跳算法中, 群体 (解集) 由一群具有相同结构的青蛙 (解) 组成。整个群体被分为多个子群, 不同的子群被认为是具有不同思想的青蛙的集合。子群中青蛙按照一定策略执行解空间中的局部深度搜索。在已定义的局部搜索迭代次数结束之后, 思想在混合过程中进行了交换, 局部搜索和混合过程一直持续到定义的收敛条件结束为止。全局信息交换和局部深度搜索的平衡策略使得算法能够跳出局部极值点, 向着全局最优的方向进行, 这是混合蛙跳算法最主要的特点^[17-18]。

SFLA 算法首先随机生成 P 只青蛙组成初始群体, 第 i 只青蛙表示问题的解为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{is})$, 其中 s 表示变量的个数即解空间的维数。在生成初始群体之后, 将种群内青蛙个体按适应度降序排列。然后将整个青蛙群体分成 m 个子群, 每个子群包含 n 只青蛙, 满足关系 $P = m \times n$ 。其中, 第 1 只青蛙分入第 1 子群, 第 2 只青蛙分入第 2 子群, 第 m 只青蛙分入第 m 子群, 第 $m+1$ 只青蛙分入第 1 子群, 第 $m+2$ 只青蛙分入第 2 子群, 依次类推, 直到全部青蛙划分完毕。

对于每一个子群, 具有最好适应度的解表示为 X_b , 最差适应度的解表示为 X_w , 而所有子群中具有全局最好适应度的解表示为 X_g 。然后对每个子群进行局部深度搜索, 即对子群中的 X_w 循环进行更新操作, 更新策略为:

$$D = M(\text{rand}(0,1)) \times (X_b - X_w) \quad (6)$$

$$X_{w,\text{new}} = X_{w,\text{old}} + D(-D_{\max} \leq D \leq D_{\max}) \quad (7)$$

其中: D 表示各分量的移动距离矩阵; $M(\text{rand}(0,1))$ 表示 0 和 1 之间的随机数矩阵; D_{\max} 表示青蛙所允许改变位置的最大值。

经过更新后, 如果得到的解 $X_{w,\text{new}}$ 优于原来的解 $X_{w,\text{old}}$, 则取代原来子群中的解。如果没有改进, 则用 X_g 取代 X_b 重复执行更新策略式 (6) 和式 (7)。如果仍然没有改进则随机产生一个新的解取代原来的 X_w 。重复这种更新操作直到设定的迭代次数。当所有子群的局部深度搜索完成后, 将所有子群的青蛙重新混合并排序和划分子群, 然后再进行局部深度搜索, 重复此操作直到满足终止条件。

3 改进的 SFLA

3.1 适应度函数

在电网规划模型基础上, 构建电网规划优化适

应度函数为:

$$f = \begin{cases} \sum_{j=1}^{L'} A_j x_j + B \left[\sum_{j=1}^L I_j^2 r_j t + \sum_{j=1}^{L'} x_j I_j^2 r_j t \right] + \\ U \sum_{j=1}^{L+L'} \max \left[\left(|p_j| - p_{j,\max} \right), 0 \right], & \text{网络连通时} \\ W, & \text{网络不连通时} \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中,网络连通时,适应度函数 f 由电网投资、网损和过负荷惩罚项三部分组成,其中后者是加到目标函数上的过负荷约束条件, U 为罚因子, L 、 L' 分别表示电网中所有走廊原有线路、新架待选线路总数, x_j 表示第 j 条新架待选线路的决策值;网络不连通时,适应度函数 f 直接取值为很大的罚值 W ;其他变量意义同式(1)~(5)。

3.2 离散化处理

SFLA最初是应用于连续解空间中进行近似解搜索,而电网规划决策变量为整数,无法直接使用混合蛙跳算法进行求解,因此需要对蛙跳算法的解向量进行离散化改进。第 i 只青蛙的位置可以用以下数组表示:

$$\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iL'}) \quad (9)$$

式(9)中的各维变量分别表示所有新架待选线路的决策值, $x_{ij}=0$ 或 1 ($j=1, 2, \dots, L'$), $x_{ij}=0$ 表示不架设第 j 条线路, $x_{ij}=1$ 表示架设第 j 条线路。

新架待选线路的决策值初始化时取值为 $0\sim 1$ 变量,并将公式(6)~(7)修改为对 $\mathbf{X}_w = (x_{w1}, x_{w2}, \dots, x_{wj}, \dots, x_{wL'})$ 中各维变量进行离散化处理的公式:

$$d_j = \text{rand}(0,1) \times (x_{bj} - x_{wj}) \quad (j=1,2,\dots,L') \quad (10)$$

$$x_{wj,\text{new}} = \begin{cases} 1, & x_{wj,\text{old}} + d_j > \text{rand}(0,1) \\ 0, & x_{wj,\text{old}} + d_j \leq \text{rand}(0,1) \end{cases} \quad (11)$$

$$(-d_{j,\max} \leq d_j \leq d_{j,\max})$$

式(10)中的 d_j 表示 \mathbf{X}_w 中的第 j 维变量的移动距离, x_{bj} 、 x_{wj} 分别表示 \mathbf{X}_b 、 \mathbf{X}_w 中的第 j 维变量;式(11)中的 $\text{rand}(0,1)$ 表示 0 和 1 之间的随机数, $d_{j,\max}$ 表示青蛙所允许改变位置的最大值。

3.3 阈值选择策略

离散化过程中会涉及 $0\sim 1$ 变量取值的阈值问题,但公式(11)中随机判别条件的不确定性比较大,即 T 值选择过大或过小均会引起部分青蛙最差个体趋近于最优值的更新速度减缓,因而将会对计算速度和结果稳定性产生一定的影响。为进一步降

低离散化过程中 \mathbf{X}_w 更新的盲目性,提高算法的收敛速度,需要采用式(12)所示的阈值选择策略对 \mathbf{X}_w 中各维变量进行指导性更新,形成基于阈值选择策略的改进混合蛙跳算法(Improved Shuffled Frog Leaping Algorithm based on the Threshold Selection Strategy, ISFLA)。

$$x_{wj,\text{new}} = \begin{cases} 1, & x_{wj,\text{old}} + d_j > T \\ 0, & x_{wj,\text{old}} + d_j \leq T \end{cases} \quad (12)$$

$$(-d_{j,\max} \leq d_j \leq d_{j,\max})$$

式(12)中, T 为设定的阈值($0 < T < 1$)。

4 ISFLA 的应用步骤

(1) 设定初始参数。设定青蛙群体数 P ,族群数 m ,混合操作前族群内局部更新最大迭代数 J ,全局最大迭代次数 I ,阈值 T ;置局部迭代次数和全局迭代次数初始值为 1 。

(2) 生成初始种群。生成 P 个青蛙向量 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_i, \dots, \mathbf{X}_P$,其中每一个 L' 维青蛙向量 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iL'})$ 中的各维变量表示相应新架待选线路的决策值,其初始取值为 0 或 1 。

(3) 计算适应度值。采用式(8)对每只青蛙进行电网规划优化适应度函数值计算,并按照适应度值大小对 P 只青蛙进行升序排列。

(4) 划分青蛙族群。将 P 只青蛙群体分成 m 个族群 $\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \dots, \mathbf{F}_k, \dots, \mathbf{F}_m$,每个族群包含 n 只青蛙,满足关系 $P=m \times n$ 。按照2中的青蛙族群划分思想将 P 只青蛙群体分成 m 个族群,即式(13):

$$\mathbf{F}_k = \{ \mathbf{X}_{k+m(l-1)} \mid k=1,2,\dots,m; l=1,2,\dots,n \} \quad (13)$$

式(13)中, $\mathbf{X}_{k+m(l-1)}$ 是排序为第 $k+m(l-1)$ 只青蛙向量。

(5) 局部深度搜索。分别选取每一个青蛙族群中的最好青蛙向量 \mathbf{X}_b 和最差青蛙向量 \mathbf{X}_w ,以及所有族群中具有全局最好适应度的青蛙向量 \mathbf{X}_g 。采用式(10)、(12)对每个青蛙族群中的 \mathbf{X}_w 进行更新操作。若更新后的 $\mathbf{X}_{w,\text{new}} = (x_{w1,\text{new}}, x_{w2,\text{new}}, \dots, x_{wj,\text{new}}, \dots, x_{wL',\text{new}})$ 适应度函数值优于原来的青蛙 $\mathbf{X}_{w,\text{old}}$,则取代 $\mathbf{X}_{w,\text{old}}$;否则,采用 x_{bj} 取代式(10)中的 x_{bj} ,并重新进行 \mathbf{X}_w 的更新和适应度函数值计算,若仍然没有优于原来的青蛙 $\mathbf{X}_{w,\text{old}}$,则随机产生一个新的青蛙向量 $\mathbf{X}_{w,\text{new}}$ 取代 $\mathbf{X}_{w,\text{old}}$ 。对当前族群内 n 只青蛙群体重新进行升序排列,若当前族群内 \mathbf{X}_b 优于全局 \mathbf{X}_g ,则取代全局 \mathbf{X}_g ,成为新的全局最好青蛙,局部迭代次数加 1 。以上过程重复执行,直到设定的局部最大迭代次数 J ,转向第(6)步。

(6) 全局信息交换。局部深度搜索完成后, 重新按适应度函数值对 P 只青蛙群体进行升序排列, 全局迭代次数加 1, 返回步骤 (4)。以上过程重复执行, 直到设定的全局最大迭代次数 I , 结束计算, 并输出结果。

5 算例分析

5.1 IEEE Garver-6 系统

采用 IEEE Garver-6 系统^[19]进行算例分析, 其中网损电价为 0.35 元/kWh, 最大负荷损耗时间为 3 500 h。为减少随机性对算法的影响, 分别采用 PSO 与 ISFLA 算法进行多次满足 N 安全性的电网规划线路扩展, 不同粒子或青蛙数情况下的对比结果见表 1。

表 1 PSO 与 ISFLA 算法下的 IEEE Garver-6 系统结果对比表
Tab.1 The results of IEEE Garver-6 system by PSO and ISFLA

算法	PSO		ISFLA ($T=0.7$)		
N 或 P / 个	300	400	200	300	400
收敛代数 / 次	12	10	44	42	33
收敛时间 / s	89.4	99.7	82.4	116.4	121.6
f / 万元	6 462.5	6 420.2	6 322.4	6 280.5	6 280.5
与 f_{\min} 的偏差 / %	2.90	2.22	0.67	0	0

由表 1 的结果对比可以看出, 随着粒子数 N 或青蛙数 P 的增加, 最优点出现的代数逐步减小, 即 PSO 和 ISFLA 两种算法更加易于收敛至全局最优解, 但两种算法获得全局最优解的计算规模则有所差异, 其中, PSO 要求粒子数是新架待选线路总数的 6~8 倍, 得到的适应度函数值与全局最优解的偏差为 2.22%~2.90%; 而 ISFLA 仅需要青蛙数是新架待选线路总数的 4 倍即可使适应度函数值与全局最优解的偏差达到 0.67%, 当青蛙数是新架待选线路总数的 6~8 倍时, 可以得到全局最优解, 因此在很大程度上降低了计算规模, 缩短了计算时间。ISFLA 获得全局最优解的收敛代数高于 PSO, 其原因在于 ISFLA 在迭代过程中仅对族群中的最差青蛙进行改进, 但由于每代的计算速度很快, 因此其得到全局最优解的计算时间并未显著增长。

图 1 将 PSO 与 ISFLA 的收敛情况进行了对比, 尽管前者比后者的收敛时间短, 但却易陷入局部最优解, 而后者的收敛效果则明显好于前者, 即能够收敛得到全局最优解。

由图 2 可以看出采用 ISFLA 求解得到的 N 安全网络与文献[19]中的规划结果一致, 其中实线表示已有线路, 虚线表示满足 N 安全的扩展线路。

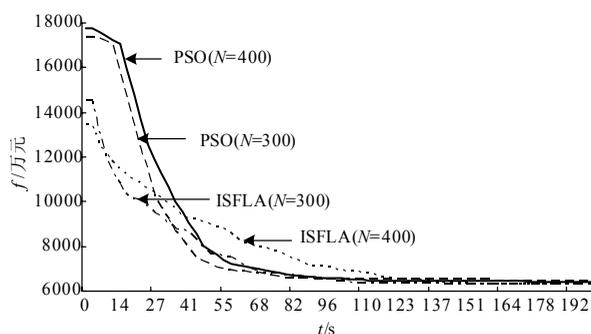


图 1 PSO 与 ISFLA 算法下的收敛情况比较图

Fig.1 Comparison of convergence by PSO and ISFLA

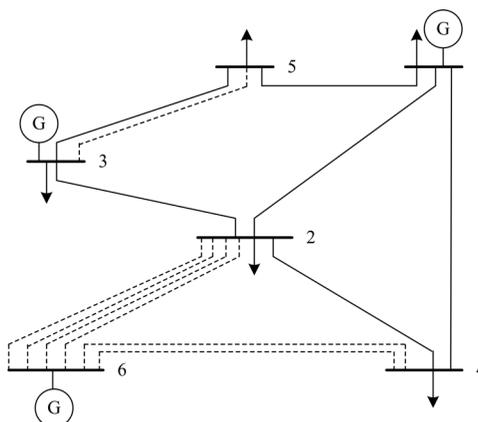


图 2 ISFLA 算法下的 IEEE Garver-6 系统的 N 安全线路扩展图

Fig.2 N security network of IEEE Garver-6 system by ISFLA

由图 3 可以看出, 随着阈值 T 的增大, 计算收敛时间曲线呈现先降后升的趋势, 当阈值为 0.6~0.7 时, 收敛时间最短, 收敛速度最快。即 T 较大而引起部分青蛙最差个体趋近于最优值为 1 的更新缓慢, 降低了局部寻优能力; T 选择较小同样会引起部分青蛙最差个体趋近于最优值为 0 的更新速度, 降低了收敛速度; 因此对于 IEEE Garver-6 系统而言, 阈值选择范围为 0.6~0.7 时更加利于快速、有效地进行电网规划。

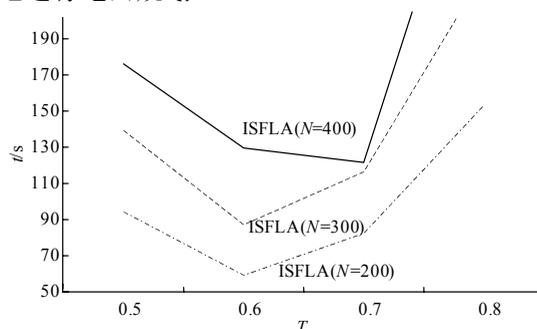


图 3 ISFLA 取不同阈值时的收敛情况比较图

Fig.3 Comparison of convergence under different thresholds by ISFLA

5.2 18 节点系统

采用 18 节点系统^[20]进行算例分析, 分别采用 PSO 与 ISFLA 算法进行多次满足 N 安全性的电网规划线路扩展, 不同粒子或青蛙数情况下的对比结果见表 2。

表 2 PSO 与 ISFLA 算法下的 18 节点系统结果对比表

Tab.2 The results of 18-bus system by PSO and ISFLA

算法	PSO		ISFLA ($T=0.5$)		
N 或 P / 个	400	500	300	400	500
收敛代数 / 次	16	19	42	40	42
收敛时间 / s	346.9	512.6	260.3	339	415.1
f / 万元	28 878.8	27 908.3	27 455	27 455	27 455
与 f_{min} 的偏差 / %	5.19	1.65	0	0	0

由表 2 的结果对比可以看出, 由于 18 节点系统规模大于 IEEE Garver-6 系统, 因此需要选取较多的粒子数或青蛙数才能得到较小的适应度函数值。随着粒子数 N 或青蛙数 P 的增加, 最优点出现的代数差异不大, 但 PSO 和 ISFLA 两种算法获得全局最优解的计算规模则有所差异, 其中, PSO 要求粒子数是新架待选线路总数的 13~16 倍, 得到的适应度函数值与全局最优解的偏差为 1.65%~5.19%; 而 ISFLA 仅需要青蛙数是新架待选线路总数的 9 倍即可以得到全局最优解, 因此在很大程度上降低了计算规模, 缩短了计算时间。

图 4 结果显示 ISFLA 的收敛效果明显好于 PSO, 即能够收敛得到全局最优解; 由图 5 可以看出采用 ISFLA 求解得到的 N 安全网络与文献[20]中的规划结果一致, 其中实线表示已有线路, 虚线表示满足 N 安全的扩展线路。

由图 6 可以看出, 随着阈值 T 的增大, 计算收敛时间曲线同样呈现先降后升的趋势, 而且当阈值选择为 0.5 时, 收敛时间最短, 收敛速度最快。因此对于 18 节点系统而言, 阈值选择范围为 0.5 时更加利于快速、有效地进行电网规划。

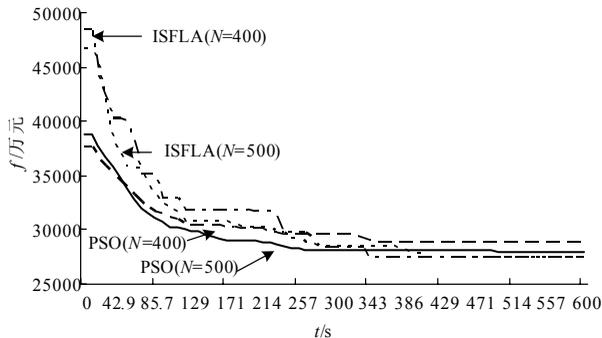


图 4 PSO 与 ISFLA 算法下的收敛情况比较图

Fig.4 Comparison of convergence by PSO and ISFLA

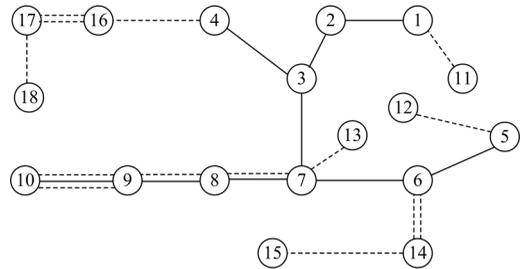


图 5 ISFLA 算法下的 18 节点系统的 N 安全线路扩展图

Fig.5 N security network of 18-bus system by ISFLA

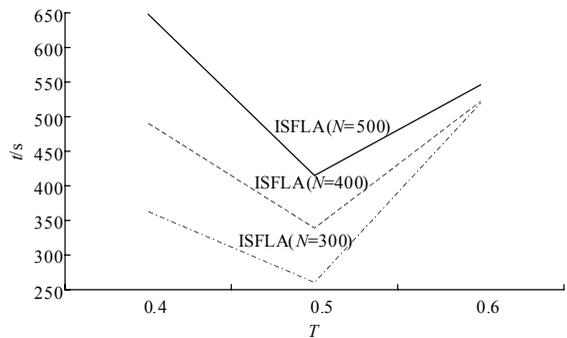


图 6 ISFLA 取不同阈值时的收敛情况比较图

Fig.6 Comparison of convergence under different thresholds by ISFLA

6 结论

ISFLA 主要参数较少, 由于只对每组中最差青蛙的位置进行修正, 因此每代的速度较快, 降低了计算时间; 其全局信息交换和局部深度搜索的平衡策略使得算法能够跳出局部极值点, 适合于多维变量的求解, 增强了全局寻优的能力, 稳定性较好。由算例结果可以看出, 不同电网规划下的不同阈值参数对收敛情况影响不尽相同, 为提高 ISFLA 的收敛速度, 应针对不同的电网规模及扩展规划范围选择合理的阈值。

由于论文重点是混合蛙跳算法的改进及其在电网规划中的应用, 因此仅针对 N 安全网络扩展进行了分析, 今后将深入分析满足 $N-1$ 要求的网络扩展规划。

参考文献

[1] 顾永东, 金义雄. 粒子群算法及其在电网规划中的应用[J]. 电气应用, 2007, 26 (2): 37-42, 75.
 GU Yong-dong, JIN Yi-xiong. Particle swarm optimization and its use in transmission network expansion planning[J]. Electrotechnical Application, 2007, 26 (2): 37-42, 75.

[2] 固洁, 陈章潮, 包海龙. 混合遗传-模拟退火算法在电网规划中的应用[J]. 上海交通大学学报, 1999, 33(4):

- 485-487.
- GU Jie, CHEN Zhang-chao, BAO Hai-long. Application of mixed genetic simulated annealing algorithms in electric network planning[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 1999, 33 (4) : 485-487.
- [3] 秦茹静, 王淳, 苏慧玲, 等. 考虑N-1安全性的输电网络启发式扩展规划方法[J]. 继电器, 2007, 35(13): 30-32, 38.
- QIN Ru-jing, WANG Chun, SU Hui-ling, et al. A heuristic method for transmission network expansion planning considering N-1 security[J]. Relay, 2007, 35(13): 30-32, 38.
- [4] Villasana R, Garver L L, Salon S L. Transmission network planning using linear programming[J]. IEEE Transaction on Power Apparatus & Systems, 1985, 104 (1) : 349-356.
- [5] Youssef H K, Hackam R. New transmission planning model[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1989, 4 (1) : 9-18.
- [6] 王同文, 许文格, 管霖. 电力网的网架结构优化规划方法[J]. 继电器, 2005, 33(21): 58-64.
- WANG Tong-wen, XU Wen-ge, GUAN Lin. Methods for optimal programming of the electric power grid structure[J]. Relay, 2005, 33(21): 58-64.
- [7] Glover F. Tabu search: part I[J]. ORSAJ on Computing, 1989, 1 (3) : 190-206.
- [8] Goldberg D E. Genetic algorithm in search, optimization and machine learning[M]. Addison-Wesley Publishing Company Inc, 1985.
- [9] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220: 671.
- [10] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1 (1) : 53-66.
- [11] 陈海焱, 陈金富. 基于改进粒子群优化算法的输电系统多阶段协调规划[J]. 继电器, 2005, 33(23): 36-40.
- CHEN Hai-yan, CHEN Jin-fu. Particle swarm optimization for transmission systems multi-stage and coordinated planning[J]. Relay, 2005, 33(23): 36-40.
- [12] 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.
- [13] Elbeltagi E, Hegazy T, Grierson D. Comparison among five evolutionary-based optimization algorithms[J]. Advanced Engineering Informatics, 2005, 19(1): 43-53.
- [14] 陈功贵, 李智欢, 陈金富, 等. 含风电场电力系统动态优化潮流的混合蛙跳算法[J]. 电力系统自动化, 2009, 33 (4) : 25-30.
- CHEN Gong-gui, LI Zhi-huan, CHEN Jin-fu, et al. SFL algorithm based dynamic optimal power flow in wind power integrated system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33 (4) : 25-30.
- [15] 金义雄, 程浩忠, 严健勇, 等. 改进粒子群算法及其在输电规划中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (4) : 46-50, 70.
- JIN Yi-xiong, CHEN Hao-zhong, YAN Jian-yong, et al. Improved particle swarm optimization method and its application in power transmission network planning[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (4) : 46-50, 70.
- [16] 金义雄, 程浩忠, 严健勇, 等. 基于局优分支优化的粒子群收敛保证算法及其在电网规划中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (23) : 12-18.
- JIN Yi-xiong, CHENG Hao-zhong, YAN Jian-yong, et al. Local best embranchment based convergence guarantee particle swarm optimization and its use in transmission network planning[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (23) : 12-18.
- [17] 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: 561-572.
- [18] 李英海, 周建中, 杨俊杰, 等. 一种基于阈值选择策略的改进混合蛙跳算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43 (35) : 19-21.
- LI Ying-hai, ZHOU Jian-zhong, YANG Jun-jie, et al. Modified shuffled frog leaping algorithm based on threshold selection strategy[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43 (35) : 19-21.
- [19] LEN L GARVER. Transmission network estimation using linear programming[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1970, 98(7): 1688-1697.
- [20] 王锡凡. 电力系统优化规划[M]. 北京: 水利电力出版社, 1990.

收稿日期: 2010-01-29; 修回日期: 2010-04-07

作者简介:

王茜(1982-), 男, 博士研究生, 从事电网投资评价、电力系统可靠性等方面的研究; E-mail: wangqian39080@163.com

张粒子(1963-), 女, 教授, 博士生导师, 从事电力市场理论与应用、电价理论与应用、电力系统优化运行与安全分析等方面的研究;

舒隽(1974-), 男, 博士, 副教授, 从事电力市场、人工智能在电力系统中的应用等方面的研究。