

DOI: 10.7667/PSPC161921

基于改进 GA-PSO 混合算法的变电站选址优化

贺禹强¹, 刘故帅², 肖异瑶¹, 张忠会³

(1. 南昌大学前湖学院, 江西 南昌 330031; 2. 国网淄博供电公司, 山东 淄博 255000;
3. 南昌大学信息工程学院, 江西 南昌 330031)

摘要: 针对具有大规模、多约束、非线性特点的变电站选址优化问题, 提出了一种可以适应实际地理状态具有寻优机制且兼顾速度的算法。该算法结合遗传算法与粒子群算法(GA-PSO), 采用实数编码策略、精英保留策略, 以变电站规划年最小费用为适应度, 实现空间解在空间范围内的自适应搜索, 有效避免局部最优解和早熟问题。其收敛速度比遗传算法(GA)快, 求解精度比 PSO 和 GA 都要高。并利用基于层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)的评价函数对结果进行评价和局部修正, 使其结果更贴近实际情况。算例结果表明, 该算法具有较好的寻优能力和收敛特性, 无需进行编码换算, 操作简单且运行速度快, 能更好地满足配电网大规模变电站规划的需求。

关键词: 变电站选址; 遗传算法; 粒子群算法; 全局优化; 配电网

Locating optimization for substation based on refined GA-PSO hybrid algorithm

HE Yuqiang¹, LIU Gushuai², XIAO Yiyao¹, ZHANG Zhonghui³

(1. School of Qianhu, Nanchang University, Nanchang 330031, China; 2. State Grid Zibo Power Supply Company, Zibo 255000, China; 3. School of Information and Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: Aiming at the problems of large scale, multi-constraint and non-linear optimal substation locating, an algorithm is proposed which adapts to the actual geography state, has optimal systems and ensures the efficient speed. Based on Genetic Algorithm and Particle Swarm optimization (GA-PSO), this algorithm adopts real-coded strategy and elite-preservation strategy, then uses a minimum annual cost of substation planning to be fitness. This algorithm realizes the self-adjusted search of solution in spatial range, and avoids the problem of prematurity and the situation of trapping in local best optimization. The speed of convergence of this algorithm is faster than that of GA and its precision is rather higher than those of PSO and GA. Besides, the results are evaluated and locally modified by the evaluation function based on Analytic Hierarchy Process (AHP), which is closer to the actual situation. The results demonstrate that GA-PSO algorithm has good converging speed and find-best ability, doesn't need the process of coding and crossover, and the speed of convergence is fast and implementation is easy. The method proposed has a promising application in large-scale practical problems.

Key words: substation location; GA; PSO; global optimization; distribution network

0 引言

随着经济的不断发展, 供给侧配电网需要在现有规模基础上进行新扩建, 才能满足需求侧用电负荷不断增长的需求, 其中, 变电站站址的选择是配电网网架结构的核心, 其优化与否将影响配电网运行的电能质量和经济性^[1-4]。

国内外在变电站选址定容优化方面已经开展了大量的研究。随着智能算法的应用, 已经不再局限于传统数学算法: 经典数学优化算法^[5-7]、传统启

发式优化算法^[7-9]。智能优化算法在此类大规模组合优化问题中应用愈发广泛^[10-13], 如模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)和云理论(Cloud Theory, CT)等。

一旦问题规模较大, 上述几种方法几乎不可能在有限的时间里得到最优解, 针对这些问题, 一些研究人员开始提出一些混合型的算法。文献[13]通过均值聚类的方法改进了粒子群算法, 克服了粒子群算法容易陷入局部最优解和早熟的缺点。文献[14]

利用了交替定位的算法来提高遗传算法的局部寻优能力, 明显提高了算法的收敛能力和寻优能力。文献[15]提出了将免疫算法的免疫信息处理机制和自我调节机制引入到标准粒子群优化算法, 通过这种方法提升了收敛速度和精度。文献[16]提出了双向搜索机制的纵横交叉算法, 对于规划模型来说具有很强的全局收敛能力, 并引入了精英保留策略, 使粒子之间得竞争更为公平。对于结果的评价方法, 文献[17]提出了基于模糊偏序和粗糙集理论的评价方法, 能够科学合理地验证规划结果。

针对变电站的选址规划问题, GA 是较为适合的一种算法。GA 不依赖于梯度信息, 不要求目标函数连续可导, 特别适合于整数规划的大规模组合优化问题, 但是传统 GA 存在过早收敛于局部最优解、计算时间长等缺点^[18]。PSO 算法原理简单, 计算时间较短, 在电力系统无功优化中得到了广泛应用^[19]。并且, PSO 算法适用于连续搜索空间, 在离散空间一般不能直接应用^[20]。GA-PSO 混合算法集合了 GA 和 PSO 的优点, 在避免陷入局部最优解的前提下, 减少了计算量, 加快了搜索速度, 已经在无功优化、检修优化等领域得到了应用^[14,21]。

本文为了实现大规模变电站的选址优化, 采取了一种基于 GA-PSO 智能混合算法的新方法, 以变电站规划年最小费用为目标, 并运用基于层次分析法的选址评价方法对结果进行评价, 结合实际算例, 分析了 GA-PSO 算法的优化结果, 验证了 GA-PSO 算法在变电站选址优化中的有效性和优越性, 为变电站选址提供了有效的方法。

1 变电站规划年最小费用模型

变电站的优化规划问题可描述为^[22]: 在规划目标年负荷分布已知的情况下, 为满足一定的负荷需求, 以变电站的带负荷能力为约束条件, 以变电站投资和年运行费用最小为目标函数, 确定变电站的数量、容量、位置以及变电站的供电范围。该优化问题可用式(1)描述。其中年费用值 Y_{cost} 包括三部分: 折算到每年的新建变电站投资和年运行费用、折算到每年的变电站低压侧线路投资费用以及估算的变电站低压侧年网损费用, 即

$$\min Y_{\text{cost}} = \sum_{i=1}^n \left[f(S_i) \frac{r_0(1+r_0)^m}{(1+r_0)^m - 1} + u(S_i) \right] + \alpha \left[\frac{r_0(1+r_0)^k}{(1+r_0)^k - 1} \right] \sum_{i=1}^N \sum_{j \in J_i} l_{ij} + \beta \sum_{i=1}^N \sum_{j \in J_i} W_j^2 l_{ij} \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{j \in J_i} W_j \leq S_i e(S_i) \cos \varphi, \quad i \in (1, N) \\ \sum_{i=1}^N g_{ij} = 1, \quad g_{ij} \in \{0, 1\} \ \& \ j \in (1, N) \\ J_1 \cup J_2 \cup \dots \cup J_N = J \ \& \ J_1 \cap J_2 \cap \dots \cap J_N = \emptyset \\ l_{ij} \leq R_i \end{cases} \quad (2)$$

式中: n 为新建变电站的总数; J_i 由变电站 i 供电的负荷节点的集合; J 为全体负荷节点的集合; g_{ij} 为负荷点 j 是否由变电站 i 供电的标志, $g_{ij}=0$ 表示“否”, $g_{ij}=1$ 表示“是”; l_{ij} 为第 i 个变电站对第 j 个负荷点供电的线路长度; R_i 为第 i 个变电站的供电半径; W_j 为负荷点 j 的有功负荷; $e(S_i)$ 为第 i 个待建变电站的负载率; $\cos \varphi$ 为功率因数; N 为所有变电站总数; $f(S_i)$ 为第 i 个待建变电站的投资费用; $u(S_i)$ 为第 i 个待建变电站的年运行费用; S_i 为第 i 个待建变电站的容量; m 为变电站的折旧年限; k 为变电站低压侧线路的折旧年限; r_0 为贴现率; α 为单位长度线路的投资费用; β 为网络损耗折算系数。

2 GA-PSO 算法

2.1 算法简介

遗传算法是一种基于生物进化原则的求最优解的一种算法。这种算法在小范围内能够求得十分精确的解。遗传算法的特点是迭代次数越多, 种群的数量越大, 就越靠近最优解, 但收敛的速度较慢, 对于求解大规模的问题, 往往需要迭代很长时间才能使解趋于稳定。

粒子群算法是一种基于群体随机优化原则的算法。这种算法的特点是种群内个体之间相互影响特别大, 因此特别容易陷入局部最优解。与遗传算法相同, 种群的数量越大, 跳出局部最优解的可能性就越大, 就更容易得到最优解。不同的是粒子群算法的收敛速度快, 能较快得到优化结果。

2.2 GA-PSO 在选址定容中的应用

2.2.1 染色体编码

染色体编码的方法直接影响个体被 GA 算子操作时的变形特性以及个体解码时从基因型空间到表现型空间的映射性质。如果事先给定待选变电站的坐标位置, 那么一般是采用传统的二进制 0-1 编码。但本文研究的选址优化问题需要在一个地理范围的全平面内寻找最优解, 变电站选址坐标具有连续性。如果再采取二进制编码, 将会使连续函数变为离散函数, 造成误差。因而本文采用实数编码来直接表示变电站坐标。对于变电站的容量, 通常事先进行必要的计算, 确定待建的变电站容量, 只选择变电站坐标作为唯一变量。如图 1 所示。

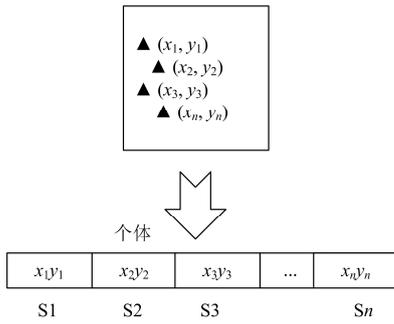


图 1 染色体编码示意图

Fig. 1 Chromosome coding schematic

图中每个个体表示一个选址方案, 染色体编码的长度 n 表示此地区需要新建的变电站个数。新建变电站的容量固定, 不参与编码操作。

2.2.2 确定初始粒子及适应度函数

初始化粒子速度时, 由计算机随机产生 0~1 的数, 作为粒子的初始速度。

每个新建变电站的位置坐标 (x_i, y_i) , 所有变电站 x 坐标的取值为 $[x_{\min}, x_{\max}]$, y 坐标的取值为 $[y_{\min}, y_{\max}]$, 初始化整个种群时, 每个个体的坐标基因由式(3)、式(4)随机产生。

$$x_i = x_{\min} + \mu(x_{\max} - x_{\min}) \quad (3)$$

$$y_i = y_{\min} + \lambda(y_{\max} - y_{\min}) \quad (4)$$

式中, μ, λ 表示均匀分布在 $[0,1]$ 随机产生的实数。

本文直接取方案的年费用作为个体的适应度, 这样适应度的变化可以真实反映各种不同方案年费用的变化。

2.2.3 基因操作

1) 选择算子

本文随机选择种群中的个体, 保证个体被选择的公平性, 保证了遗传算法交叉变异随机性的原则。

2) 交叉算子

本文对实数编码的坐标基因选用算术交叉方法对坐标基因算子进行交叉操作, 具体的操作原理如下所述。

假设在两个坐标基因算子 x_A^t, x_B^t 之间进行算术交叉, 则交叉运算后产生的新基因算子为

$$\begin{cases} x_A^{t+1} = \alpha x_B^t + (1-\alpha)x_A^t \\ x_B^{t+1} = \alpha x_A^t + (1-\alpha)x_B^t \end{cases} \quad (5)$$

假定第 k 代的 2 个双亲个体为 c_1^k, c_2^k : $c_1^k = [x_{11}^k, x_{12}^k, \dots, x_{1n}^k]$, $c_2^k = [x_{21}^k, x_{22}^k, \dots, x_{2n}^k]$ 。如果随机产生的交叉位置为 2, 则 c_1^k, c_2^k 的前 2 位基因分别采用式(6)交叉后, 得到第 $k+1$ 代 2 个新个体 c_1^{k+1}, c_2^{k+1} , 结果为 $c_1^{k+1} = [x_{11}^{k+1}, x_{12}^{k+1}, \dots, x_{1n}^{k+1}]$ 、 $c_2^{k+1} =$

$[x_{21}^{k+1}, x_{22}^{k+1}, \dots, x_{2n}^{k+1}]$ 。

3) 变异算子

由于本文中的算子使用实数编码, 因此本文对于变异方法采用非均匀变异策略。具体的操作原理如下所述。

对于父代个体算子随机选定一个位置 i , 随机产生一个新坐标向量 x'_i 代替原基因代码中的坐标向量 x_i 。其中 x'_i 由式(7)或式(8)计算得到, x_i 处的基因值取值为 $[U_{\min}^i, U_{\max}^i]$, 新的基因值 x'_i 由下式确定。

$$x'_i = x_i + \Delta(t, U_{\max}^i - v_i) \quad (6)$$

$$x'_i = x_i - \Delta(t, v_i - U_{\min}^i) \quad (7)$$

式中: 函数 $\Delta(t, y)$ 返回 $[0, y]$ 中一个值, y 代表 $U_{\min}^i - v_i$ 或 $U_{\max}^i - v_i$, 当遗传代数 t 升高时, 该值越来越趋向于 0。该特性使算子在其初始运行阶段(t 较小时)进行均匀随机搜索, 而在其后期运行阶段(t 较接近于 T 时)进行局部搜索, 所以产生的新基因值比均匀变异所产生的基因值更接近于原有基因值。故随着遗传算法的运行, 非均匀变异使最优解的搜索过程更加集中在某一最有希望的重点区域中。函数 $\Delta(t, y)$ 的形式为

$$\Delta(t, y) = y \cdot \left(1 - r^{(1-t/T)^b}\right) \quad (8)$$

式中: r 为 $[0,1]$ 内符合均匀概率分布的一个随机数; T 为最大进化代数; b 是一个系统参数, 它决定了随机扰动对进化代数 t 的依赖程度。

4) 保留精英策略

为避免已经出现的好方案在遗传过程中消失, 同时采取了保留精英策略, 即如果下一代群体的最佳个体适应值小于当前群体最佳个体的适应值, 则将当前群体最佳个体或者适应值大于下一代最佳个体适应值的多个个体直接复制到下一代, 替代下一代群体中的相应数量的最差个体。

2.2.4 粒子操作

种群中每个个体粒子 i 可表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 每个个体的位置就是一个潜在的解。将 X_i 代入目标函数就可以计算出其适应值。根据适应值的大小便可衡量其优劣程度。将它经历过的最好位置记为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 。种群中所有个体经历过的最好位置记为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$, 个体的速度以 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 表示。对于每一代, 其第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 空间可根据如下方程变化。

$$v_{id} = wv_{id} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}) \quad (9)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (10)$$

式中: w 为惯性权重, 它使每个个体保持运动惯性, 起着调整算法全局和局部搜索能力的作用; c_1 和 c_2

为学习因子, 通常设为 2; r_1 和 r_2 为两个在 $[0, 1]$ 内变化的随机数; v_{id} 为微粒 i 的速度, $v_{id} \in [-v_{imax}, v_{imax}]$ 。

式(10)右边的第 1 部分为个体先前的速度, 它维持算法拓展搜索空间的能力; 第 2 部分为自身寻优部分, 表示个体自身的进化, 以防止算法陷入局部最优; 第 3 部分为种群寻优部分, 表示个体间的信息共享和互相合作。若没有第 3 部分, 算法将等价于 m 个体单独运行, 得到最优解的概率就很小。个体的最大速度 v_{imax} 取决于当前位置与最好位置间区域的分辨率。若 v_{imax} 太高, 则个体可能会飞过最好解; 若 v_{imax} 太小, 则又将导致个体移动速度过慢而影响搜索效率; 而且当个体聚集到一较好解的附近时, 由于 v_{imax} 过小而不利于个体跳出局部最优解。所以, v_{imax} 通常设为每维变化范围的 10%~20%。

2.3 基于 GA-PSO 的优化流程

GA-PSO 算法实现步骤(图 2)如下所述。

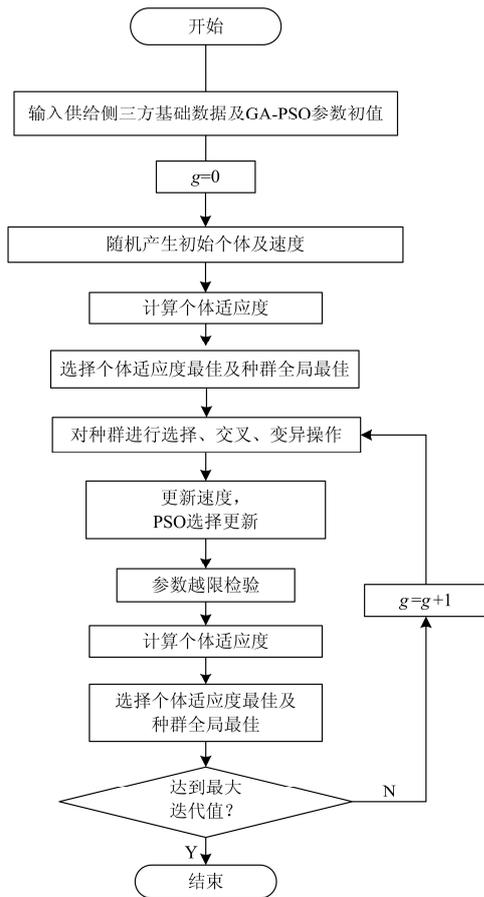


图 2 迭代流程图

Fig. 2 Iteration flow chart

1) 初始化编码, 本文采用实数编码, 假设有 i 个新建变电站, 则个体字符串长度为 $2i$, 新建变电

站的坐标 (x_i, y_i) 满足不等式(12), 采用线性插值法获得种群中各个个体的初始电价, 从而得到初始种群 pop。

$$x_{\min} \leq x_i \leq x_{\max}, y_{\min} \leq y_i \leq y_{\max} \quad (11)$$

2) 初始化粒子速度, 假设个体粒子初始速度 v_i 为满足不等式(13)的一个随机数。

$$v_{\min} \leq v_i \leq v_{\max} \quad (12)$$

3) 计算初始值的适应度值, 根据式(1)、式(2)、式(5)获得种群中各个个体的初始适应度值。

4) 算出整个种群中最优的个体适应度和全局最优适应度。

5) 遗传算子操作, 对种群 pop 进行交叉、变异操作, 得到新种群 pop。

6) 粒子速度更新, 根据式(14)得到粒子更新后的速度。

$$v_{i,s}^{g+1} = v_{i,s}^g + c_1 \cdot r_1 \cdot [p_i^{gbest} - p_{i,s}] + c_2 \cdot r_2 \cdot [p_i^{zbest} - p_{i,s}] \quad (13)$$

式中: $v_{i,s}^g$ 、 $v_{i,s}^{g+1}$ 分别表示第 g 和第 $g+1$ 代个体 s 中粒子 i 的速度; c_1 、 c_2 为学习因子, 为两个非负常数; p_i^{gbest} 、 p_i^{zbest} 分别表示个体最佳的第 i 个粒子和全局最佳的第 i 个粒子; $p_{i,s}$ 表示个体 s 中的粒子 i 的电价; r_1 和 r_2 为相互独立的服从 $[0, 1]$ 均匀分布的伪随机数。

7) 计算适应度值, 根据式(5)得到个体适应度值, 并获得个体最佳和全局最佳。

判断迭代是否结束(即是否达到最大迭代次数), 否, 则转至步骤 4); 是, 则迭代结束。

3 基于 AHP 的选址评价函数

针对影响变电站选址的实际因素, 本文采用层次分析法对 GA-PSO 算法得到的变电站候选位置进行评价, 根据评价结果选出最优的位置。AHP 是一种定性与定量相结合的、系统化、层次化的分析方法, 特别适用于那些难以完全定量分析的问题, 其最核心的部分就是建立递阶层次结构模型, 通过构造比较判断矩阵 A

$$A = \begin{Bmatrix} \frac{w_1}{w_1} & \frac{w_1}{w_2} & \dots & \frac{w_1}{w_n} \\ \frac{w_2}{w_1} & \frac{w_2}{w_2} & \dots & \frac{w_2}{w_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{w_n}{w_1} & \frac{w_n}{w_2} & \dots & \frac{w_n}{w_n} \end{Bmatrix} \quad (14)$$

得到矩阵 A 的最大特征值 λ_{\max} , 并求出 λ_{\max} 所

对应的最大特征向量 $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 、最大特征向量及对应各个准则 B 所对应的权值。

$$c = w_1 \cdot b_1 + w_2 \cdot b_2 + \dots + w_n \cdot b_n \quad (15)$$

最终通过式(15)加权求和得出综合评价指数 c , 得出客观的评价结果。

使用基于 AHP 的选址定容评价函数首先需要确定评价函数需要考虑的因素, 由于居民, 商业以及工业负荷得负荷特性各不相同, 峰谷时段出现得时间也有所差异^[23], 规划的结果并不能完全由理论结果决定。在实际建站中有很多因素会影响变电站定容选址, 如实际的地形位置、交通运输、城建规划、地震烈度、水文地质等实际地理因素。具体层次结构模型如图 3 所示。

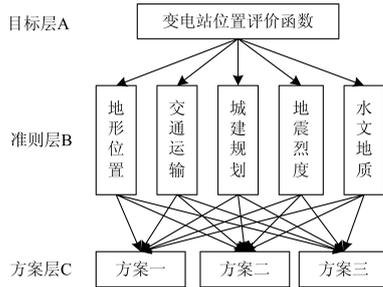


图 3 层次结构模型
Fig. 3 Hierarchy model

然后让专家对于 GA-PSO 算法搜索到的位置从这些地理因素中进行评价打分, 建立判断矩阵, 最后得出这些因素的综合评分, 使用这些因素的综合评分对算法得到的结果来进行评价。通过基于 AHP 的选址定容评价函数判断是否落在可行的区域内, 如果第一阶的搜索结果经实际评价函数考察满足要求, 则不需要再进行调整, 相反则需要进行调整; 经实地勘察, 寻找距离 GA-PSO 算法搜索最优位置最近的几个可行区域作为候选位置。

4 算例

本文以某市新城区为例, 占地约 8.27 km², 分为 4 个区(I、II、III、IV 区), 46 个地块, 远期负荷预测结果为 167.78 MW, 规划中采取 110 kV 变电站, 如图 4 所示。根据规划原则, 算例负荷密度为 20.29 MW/km², 属于 A 类供电区域, 其变电站易配置 2~3 台变压器, 容量可以选择 40 MVA 或 50 MVA, 变电站容载比为 1.8~2.2^[24], 各地块负荷及坐标详细信息见附表 1。根据容载比大小确定变电站总容量为[302.00, 369.12] MVA。假设按照 1 座

2×50 MVA(A 站), 1 座 2×40 MVA(B 站)和 1 座 3×50 MVA(C 站)配置。

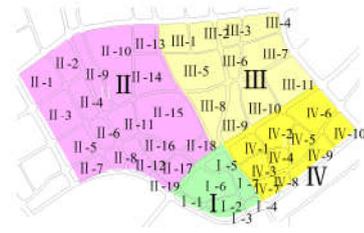


图 4 新城用电负荷分布图

Fig. 4 Distribution map of electric load in new urban

GA-PSO 的运行参数为: 种群个体数为 100, 迭代次数为 200, 位置基因交叉的概率为 0.7, 位置基因变异的概率为 0.5。

按照上述基于 GA-PSO 算法的变电站选址方法, 规划区域为(4.61 km×2.88 km), 首先建立直角坐标系, 然后对规划的区域进行理想化处理, 将地图上实际的坐标通过 1:0.1844 的比例尺进行缩小处理, 得到各个用电负荷点的理想坐标。通过 GA-PSO 算法得到优化结果, 如表 1 所示, 三所变电站的年运行总费用为 75 298.51 万元, 程序运行的时间是 49.20 s。从结果可以看出, 本算法的运算耗时短, 收敛速度较快, 节省了线路的投资和网损的费用。

表 1 优化后变电站的位置及其总负荷量

Table 1 Substation location and total power load after optimization

变电站	位置坐标	容量/MVA
A 站	(12.92, 3.17)	100
B 站	(5.91, 8.20)	80
C 站	(17.77, 5.90)	150

图 5 为算法的适应度曲线, 从图中易知在迭代次数约 50 时趋于平稳, 迭代次数为 50~200 时没有出现较大变化, 说明收敛较快。

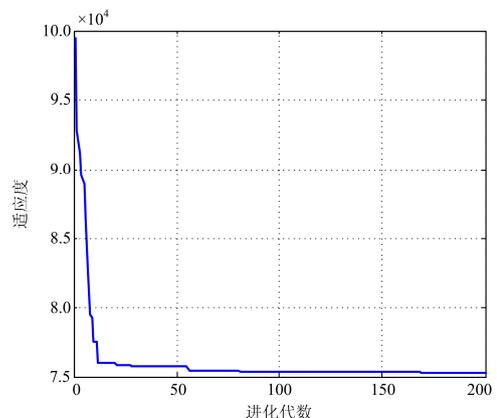


图 5 算法最优适应度曲线

Fig. 5 Optimal fitness curves

所得到的规划结果见图6, 结果贴近实际, 三个变电站都基本位于大规模用电的负荷中心, 三个变电站到它所供应负荷点距离之和为180.13 km, 这与已知供电区域(仅考虑供电距离)通过非线性规划求解得到的结果相近。并且每个供电站供应负荷点较密集的小范围区域, 有效地减少了电能运输过程中的损耗, 总的网络损耗为69 185.44万元, 充分利用了变电站容量, 合理地分配了负荷。

需要注意的是, 实际的变电站选址应考虑实际情况, 当选址的结果坐落在不适宜建站的地方(如: 河流、住宅、铁路等地方), 则使用AHP选址定容评价的方法, 构造如表2所示的判断矩阵。

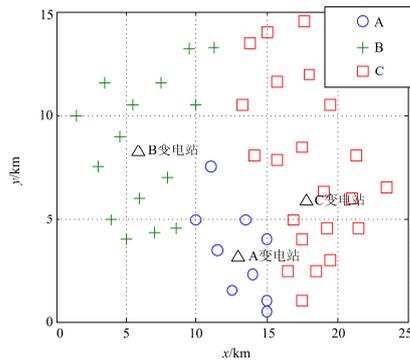


图6 变电站规划结果

Fig. 6 Results of substation location

表2 判断矩阵

Table 2 Judgment matrix

a	b ₁	b ₂	b ₃	b ₄	b ₅
b ₁	1	1	1	4	1
b ₂	1	1	2	4	1
b ₃	1	1/2	1	5	3
b ₄	1/4	1/4	1/5	1	1/3
b ₅	1	1	1/3	3	1

附表

附表1 各地块负荷及坐标详细信息

Table 1 Detailed information of load and coordinate of each area

老城区 配电网	用地 性质	负荷密度/ (MW/km ²)	面积/ km ²	饱和负 荷/MW	坐标		老城区 配电网	用地性质	负荷密度/ (MW/km ²)	面积/ km ²	饱和负荷/ MW	坐标		
					x/km	y/km						x/km	y/km	
I-1	1	商业	59.5	0.05	2.3	12.5	I-2	18	居住	7	0.09	2.09	13.5	5
	2	商业	59.5	0.08	4.28	15		小计			3.78	64.72		
	3	商业	59.5	0.04	1.88	17.5	I-3	1	居住	7	0.18	1.27	11.2	13.3
	4	商业	59.5	0.13	6.5	16.5		2	商业	59.5	0.15	7.64	13.8	13.5
	5	商业	59.5	0.06	3.3	15		3	商业	59.5	0.12	6.34	15	14
	6	居住	7	0.27	1.91	14		4	居住	7	0.18	1.25	17.6	14.5
	7	商业	59.5	0.07	3.47	15		5	商/住	27	0.38	9.07	13.2	10.5
小计			0.7	23.64		6	商/住	27	0.09	2.27	15.7	11.6		
I-2	1	商/住	27	0.26	6.3	1.5	7	居住	7	0.29	2.03	18	12	
	2	商/住	27	0.17	4.12	3.5	8	居住	7	0.24	1.7	14.1	8	
	3	绿地	0.9	0.3	0.27	3	9	商业	59.5	0.2	9.97	15.7	7.8	
	4	居住	7	0.15	1.05	4.5	10	居住	7	0.27	1.9	17.5	8.5	

通过专家打分确定评分矩阵, 1表示极差, 2表示差, 3表示中等, 4表示好, 5表示极好。如表3所示。

表3 专家各项指标评分

Table 3 Expert index score

a	b ₁	b ₂	b ₃	b ₄	b ₅
变电站A	4	5	3	4	3
变电站B	3	5	4	4	5
变电站C	5	4	4	3	3

运用Matlab进行编程求解得到三个变电站位置评价函数值, 变电站A、B、C分别为3.8239, 4.2283, 3.9895。由结果可知变电站B的评价最高, 三个变电站位置的评价都在中等偏好的情况, 由此可以看出, GA-PSO算法得到的优化结果比较符合现实情况。最后可取周边一些位置对变电站进行细微的调整, 使评价函数值达到最高。

5 结论

变电站选址优化是电网规划中的核心, 针对这一问题, 本文提出了一种基于 GA-PSO 算法变电站选址的新方法。通过算例验证, 本文得出以下结论:

- 1) GA-PSO 混合算法比 GA 算法更加准确, 收敛速度更快, 能够有效地避免陷入局部最优解, 且比 GA 算法和 PSO 算法都要精准。
- 2) 使用基于层次分析的评价函数使变电站选址的方案能够得到客观的评价, 并能对结果进行小范围的修正。
- 3) 当待选变电站数量改变时, 只需要相应改变染色体中的基因数, 基于 GA-PSO 混合算法的模型具有较强的扩展性。

续表 1 各地块负荷及坐标详细信息

老城区 配电网	用地 性质	负荷密度/ (MW/km ²)	面积/ km ²	饱和负 荷/MW	坐标		老城区 配电网	用地性质	负荷密度/ (MW/km ²)	面积/ km ²	饱和负荷/ MW	坐标			
					x/km	y/km						x/km	y/km		
1-2	5	绿地	0.9	0.22	0.2	4	5	I-3	11	居住	7	0.31	2.16	19.5	10.5
	6	住/绿	3.74	0.1	2.44	6	6		小计			2.41	45.6		
	7	商业	59.5	0.12	6.04	5	4	I-4	1	商业	59.5	0.13	6.4	16.8	5
	8	商业	59.5	0.07	3.43	7	4.3		2	居住	7	0.19	1.36	19	6.3
	9	绿地	0.9	0.19	0.17	5.5	10.5		3	商业	59.5	0.11	5.57	17.5	4
	10	居住	7	0.56	3.93	7.5	11.5		4	商/住	27	0.09	2.06	19.2	4.5
	11	绿地	0.9	0.17	8.78	8	7		5	住/绿	3.74	0.13	0.5	21	6
	12	商/住	27	0.14	3.32	8.5	4.5		6	居住	7	0.27	1.87	21.3	8
	13	居住	7	0.14	0.96	9.5	13.2		7	商业	59.5	0.09	4.75	18.5	2.5
	14	居住	7	0.28	1.93	10	10.5		8	商业	59.5	0.05	2.61	19.5	3
	15	居住	7	0.57	13.58	11	7.5		9	商业	59.5	0.17	8.57	21.5	4.5
	16	商/住	27	0.11	2.76	10	5		10	绿地	0.9	0.15	0.13	23.5	6.5
	17	居住	7	0.14	3.35	11.5	3.5	小计			1.38	33.82			

参考文献

[1] 崔凤仙, 刘阳. 基于双重编码免疫遗传算法城市中压配电网规划[J]. 南方电网技术, 2011, 5(6): 77-80.
CUI Fengxian, LIU Yang. The planning of urban medium voltage distribution network based on dual-coding immune genetic algorithm[J]. Southern Power System Technology, 2011, 5(6): 77-80.

[2] 李进, 汪建国, 韩四敬, 等. 基于自适应多种群遗传算法的配电网规划[J]. 南方电网技术, 2010, 4(5): 87-91.
LI Jin, WANG Jianguo, HAN Sijing, et al. Distribution network planning based on adaptive multiple population genetic algorithm[J]. Southern Power System Technology, 2010, 4(5): 87-91.

[3] 李希, 杨建华, 杨仁刚, 等. PSO 算法及 GIS 系统确定的微电网在配电系统中最优选址与准入容量[J]. 南方电网技术, 2014, 8(1): 50-54.
LI Xi, YANG Jianhua, YANG Rengang, et al. The optimal sitting and access capacity of a microgrid in the distribution system by PSO and GIS[J]. Southern Power System Technology, 2014, 8(1): 50-54.

[4] 张李盈, 范明天. 配电网综合规划模型与算法的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(6): 59-64.
ZHANG Liying, FAN Mingtian. New model and methodology for distribution network integration planning[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(6): 59-64.

[5] 刘明波, 王晓村. 内点法在求解电力系统优化问题中的应用综述[J]. 电网技术, 1999, 23(8): 61-64.
LIU Mingbo, WANG Xiaocun. An application of interior point method to solution of optimization problems in power systems[J]. Power System Technology, 1999, 23(8): 61-64.

[6] 邓俊, 韦化, 黎静华, 等. 一种含四类 0-1 变量的机组组合混合整数线性规划模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(11): 2770-2778.
DENG Jun, WEI Hua, LI Jinghua, et al. A mixed-integer linear programming model using four sets of binary variables for the unit commitment problem[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(11): 2770-2778.

[7] 吴杰康, 郭壮志, 秦砺寒, 等. 基于连续线性规划的梯级水电站优化调度[J]. 电网技术, 2009, 33(8): 24-29.
WU Jiekang, GUO Zhuangzhi, QIN Lihan, et al. Successive linear programming based optimal scheduling of cascade hydropower station[J]. Power System Technology, 2009, 33(8): 24-29.

[8] 彭显刚, 林利祥, 刘艺, 等. 基于纵横交叉-拉丁超立方采样蒙特卡洛模拟法的分布式电源优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(16): 4077-4085.
PENG Xiangang, LIN Lixiang, LIU Yi, et al. Optimal distributed generator allocation method based on correlation Latin hypercube sampling Monte Carlo simulation embedded crisscross optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(16): 4077-4085.

[9] 田洪, 吴蓓, 张焰. 基于蒙特卡洛模拟的配电网三相潮流算法[J]. 现代电力, 2008, 25(1): 19-23.
TIAN Hong, WU Bei, ZHANG Yan. Three-phase power flow calculation method for distribution system based on Monte-Carlo simulation[J]. Modern Electric Power, 2008, 25(1): 19-23.

[10] 李振文, 颜伟, 刘伟良, 等. 变电站扩容和电池储能系统容量配置的协调规划方法[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(15): 89-96.
LI Zhenwen, YAN Wei, LIU Weiliang, et al. Coordinated planning of substation expansion and BESS sizing[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(15): 89-96.

[11] 李燕青, 谢庆, 王岭, 等. 云理论在配电网变电站选址定容中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(4): 672-677.
LI Yanqing, XIE Qing, WANG Ling, et al. Application of cloud theory to optimal planning of substation locating

- and sizing[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(4): 672-677.
- [12] 马威, 李章维, 徐毅. 基于 GIS 及改进微分进化算法的变电站选址研究[J]. 机电工程, 2015, 32(5): 684-689.
MA Wei, LI Zhangwei, XU Yi. Substation locating based on GIS and improved differential evolution algorithm[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2015, 32(5): 684-689.
- [13] 林卓琼, 彭显刚, 刘艺, 等. 基于 K-均值聚类粒子群算法的变电站定容选址[J]. 陕西电力, 2015, 43(11): 60-64.
LIN Zhuoqiong, PENG Xiangang, LIU Yi, et al. Substation locating and sizing based on K-mean clustering particle swarm algorithm[J]. Shaanxi Electric Power, 2015, 43(11): 60-64.
- [14] 苏海峰, 张建华, 梁志瑞, 等. 基于 LCC 和改进粒子群算法的配电网多阶段网架规划优化[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 118-125.
SU Haifeng, ZHANG Jianhua, LIANG Zhirui, et al. Multi-stage planning optimization for power distribution network based on LCC and improved PSO[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 118-125.
- [15] 程蒙, 周玲, 胡传胜, 等. 基于免疫粒子群算法的分布式电源多目标规划[J]. 陕西电力, 2015, 43(6): 5-9.
CHENG Meng, ZHOU Ling, HU Chuansheng, et al. Multi-objective optimal planning of distributed generation based on immune particle swarm optimization algorithm[J]. Shaanxi Electric Power, 2015, 43(6): 5-9.
- [16] 魏明磊, 孟安波, 黄海涛. 带精英保留策略的纵横交叉算法分布式电源规划[J]. 广东电力, 2016, 29(12): 15-20.
WEI Minglei, MENG Anbo, HUANG Haitao. Distributed generation planning based on crisscross algorithm with elite strategy[J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(12): 15-20.
- [17] 陈雨帆, 何为, 孙柏茹, 等. 基于模糊偏序和粗糙集理论的电力建设项目后评价方法[J]. 陕西电力, 2015, 43(12): 72-75.
CHEN Yufan, HE Wei, SUN Bairu, et al. Post-evaluation method for electric power construction projects based on fuzzy partial ordering and rough sets[J]. Shaanxi Electric Power, 2015, 43(12): 72-75.
- [18] 董永峰, 杨彦卿, 宋洁, 等. 基于改进粒子群算法的变电站选址规划[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36(5): 32-35.
DONG Yongfeng, YANG Yanqing, SONG Jie, et al. Optimal planning of substation locating based on improved PSO algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36(5): 32-35.
- [19] 钟鸣, 文波, 洪彬倬. 基于粒子群及其改进算法的电力系统无功优化[J]. 广东电力, 2015, 28(3): 45-49.
ZHONG Ming, WEN Bo, HONG Bingzhuo. Optimization on reactive power of power system based on particle swarm and its improved algorithm[J]. Guangdong Electric Power, 2015, 28(3): 45-49.
- [20] 麻秀范, 崔换君. 改进遗传算法在含分布式电源的配电网规划中的应用[J]. 电工技术学报, 2011, 26(3): 175-181.
MA Xiufan, CUI Huanjun. An improved genetic algorithm for distribution network planning with distributed generation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(3): 175-181.
- [21] 梁海峰, 张静, 李怀科, 等. 基于 PSO-GA 混合算法的配电变压器检修优化[J]. 南方电网技术, 2014, 8(5): 88-92.
LIANG Haifeng, ZHANG Jing, LI Huaik, et al. PSO-GA hybrid algorithm based maintenance optimization for power distribution transformer[J]. Southern Power System Technology, 2014, 8(5): 88-92.
- [22] 王成山, 刘涛, 谢莹华. 基于混合遗传算法的变电站选址定容[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(6): 30-47.
WANG Chengshan, LIU Tao, XIE Yinghua. Substation locating and sizing based on hybrid genetic algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(6): 30-47.
- [23] 蔡敏, 沈培锋, 朱红, 等. 基于模糊聚类的配电网负荷特性分析[J]. 陕西电力, 2015, 43(4): 24-27.
CAI Min, SHEN Peifeng, ZHU Hong, et al. Load characteristic analysis of distribution grid based on fuzzy clustering[J]. Shaanxi Electric Power, 2015, 43(4): 24-27.
- [24] 国家电网公司. 配电网规划设计技术导则(征求意见稿)[S]. 北京: 国家电网公司, 2012.
State Grid Corporation of China. The guide of planning and design of distribution network (exposure draft)[S]. Beijing: State Grid Corporation of China, 2012.

收稿日期: 2016-11-19; 修回日期: 2017-02-01

作者简介:

贺禹强(1997—), 男, 本科生, 从事配电网规划研究;
Email: 1347230518@qq.com

刘故帅(1990—), 男, 硕士研究生, 从事电力系统自动检测与控制研究;

肖异瑶(1996—), 女, 本科生, 从事新能源并网研究。

(编辑 姜新丽)