

$$I_l \leq I_l^{\max} \tag{8}$$

$$g_k \in G_k \tag{9}$$

其中, U_i^{\min} 、 U_i^{\max} 表示节点 i 电压幅值的最小值和最大值, I_l^{\max} 为支路 l 载流量最大值, g_k 为开关状态组合, G_k 表示形成放射状网络的开关位置所有组合的集合。

2 配电网重构模型优化算法

2.1 改进后的人工蜂群算法

人工蜂群算法是由 Karaboga 于 2005 年提出的一种模拟自然界蜜蜂采蜜过程的群体智能算法^[10]。人工蜂群包括雇佣蜂、观察蜂和侦察蜂, 雇佣蜂负责搜索食物源及其邻域, 并将食物源的相关信息传递给观察蜂, 观察蜂再综合相关信息决定一个食物源目标进行搜索, 若经过规定的搜索次数后, 雇佣蜂未寻到更优的食物源, 则雇佣蜂转变成侦察蜂, 并随机寻找新的食物源, 食物源的位置集为优化问题的解集, 食物源对应的花蜜量则为解的适应度。人工蜂群算法具有鲁棒性强、通用性好和收敛效率快等优良特性, 但其仍存在着局部开采能力差和易陷入“早熟”的缺陷^[11]。因此, 为进一步提高人工蜂群算法的优化求解能力, 本文对其进行相应的改进, 本文将量子理论引入到算法中, 并在迭代的过程中将 Metropolis 准则来取舍最优解。

蜜蜂的位置由一串量子位表示, 第 k 只蜜蜂的量子位置为:

$$v_k = \begin{bmatrix} \alpha_{k1} & \alpha_{k2} & \cdots & \alpha_{kl} \\ \beta_{k1} & \beta_{k2} & \cdots & \beta_{kl} \end{bmatrix} \tag{10}$$

其中, α 、 β 满足 $\alpha^2 + \beta^2 = 1$ 。

蜂群的进化主要由蜜蜂的位置更新来实现, 第 k 只蜜蜂位置的第 i 个量子位 v_{ki} 为:

$$v_{ki}^{t+1} = \text{abs}(U(\theta_{ki}^{t+1})v_{ki}^t) \tag{11}$$

$$U(\theta_{ki}^{t+1}) = \begin{bmatrix} \cos\theta_{ki}^{t+1} & -\sin\theta_{ki}^{t+1} \\ \sin\theta_{ki}^{t+1} & \cos\theta_{ki}^{t+1} \end{bmatrix} \tag{12}$$

其中, $U(\theta_{ki}^{t+1})$ 、 θ_{ki}^{t+1} 分别为量子旋转门及量子旋转角。

若 $\theta_{ki}^{t+1} = 0$, 则 v_{ki} 通过非门进行更新:

$$v_{ki}^{t+1} = \bar{N}v_{ki}^t = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} v_{ki}^t \tag{13}$$

量子人工蜂群主要由工蜂和观察蜂组成, 蜜蜂位置对应的食物源为一个由 0 或 1 数字串, 食物源 k 的

位置为: $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kl})$ 。

$$x_{kd}^{t+1} = \begin{cases} 1, & \eta_{kd}^{t+1} > (a_{kd}^{t+1})^2 \\ 0, & \eta_{kd}^{t+1} \leq (a_{kd}^{t+1})^2 \end{cases} \tag{14}$$

式中, η_{kd}^{t+1} 为 $[0, 1]$ 之间随机数, $(a_{kd}^{t+1})^2$ 表示量子位 x_{kd}^{t+1} 为 0 的概率。

设蜜蜂的局部最优位置为: $p_k = (p_{k1}, p_{k2}, \dots, p_{kl})$, 蜂群当前的全局最优位置为: $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gl})$ 。

工蜂位置更新表达式为:

$$\theta_{id}^{t+1} = e_1(p_{id}^t - x_{id}^t) + e_2(p_{gd}^t - x_{id}^t) \tag{15}$$

$$v_{id}^{t+1} = \begin{cases} \bar{N}v_{id}^t, & \text{若 } \theta_{id}^{t+1} = 0 \text{ 且 } \gamma_{id}^{t+1} < c_1 \\ \text{abs}[U(\theta_{id}^{t+1})v_{id}^t], & \text{其他} \end{cases} \tag{16}$$

其中, e_1 、 e_2 表示影响因子, γ_{id}^{t+1} 表示 $[0, 1]$ 区间的随机数, v_{id}^{t+1} 为工蜂 i 在第 $t+1$ 次循环中的第 d 个量子位; c_1 表示 $[0, 1/l]$ 区间的常数。

观察蜂量子位的进化表达式为:

$$\theta_{jd}^{t+1} = e_3(p_{id}^t - x_{jd}^t) + e_4(p_{jd}^t - x_{jd}^t) + e_5(p_{gd}^t - x_{jd}^t) \tag{17}$$

$$v_{jd}^{t+1} = \begin{cases} \bar{N}v_{jd}^t, & \text{若 } \theta_{jd}^{t+1} = 0 \text{ 且 } \gamma_{jd}^{t+1} < c_2 \\ \text{abs}[U(\theta_{jd}^{t+1})v_{jd}^t], & \text{其他} \end{cases} \tag{18}$$

其中, p_{id}^t 表示工蜂 i 局部最优位置的第 d 个量子位, e_3 、 e_4 、 e_5 为 3 个影响因子; v_{jd}^{t+1} 为观察蜂 j 在第 $t+1$ 次循环中的第 d 个量子位。

在求解过程中, 采用 Metropolis 准则来取舍获得的最优解^[12]。如果获得的最优解更优, 则接受它; 否则则根据下式进行判断是否接受。

$$Q_{i+1} = \begin{cases} 1 & \text{fit}(x_{i+1}) < \text{fit}(x_i) \\ \min[1, 1 - Z] & \text{fit}(x_{i+1}) \geq \text{fit}(x_i) \end{cases} \tag{19}$$

$$Z = \exp((\text{fit}(x_{i+1}) - \text{fit}(x_i)) / \text{fit}(x_i)) \tag{20}$$

$$x_{i+1} = \alpha \times x_i \tag{21}$$

其中, K 为 $[0, 1]$ 区间的判定阈值, $Q(x_{i+1})$ 表示在状态 x_{i+1} 下的接受概率, α 表示温度冷却系数。

2.2 改进蜂群算法性能检验

为验证本文改进后人工蜂群算法的寻优性能, 采用 Shubert 函数进行相应的测试, 并与遗传、粒子群和改进前的人工蜂群算法进行相应的对比分析。Shubert 函数得表达式为:

$$f(x,y) = \left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x+i] \right\} \left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)y+i] \right\} + 0.5[(x+1.425\ 13)^2 + (y+0.800\ 32)^2] \quad (22)$$

其中, $-10 \leq x, y \leq 10$, 该函数的局部最小值有 760 个, 全局最优解只有 1 个 $(-1.425\ 13, -0.800\ 32)$, 函数值为 $-186.730\ 90$. 四种优化算法的种群个体数均为 100, 最大迭代步数为 10 000, 分别进行 20 次寻优试验, 结果如表 1 所示.

表 1 函数寻优结果分析

评价参数	遗传算法	粒子群法	改进前蜂群法	本文改进后蜂群法
结果平均值	-181.01	-182.67	-182.85	-186.52
结果最小值	-184.66	-185.77	-185.83	-186.69
结果最大值	-178.39	-180.05	-180.16	-186.02
平均收敛时间(s)	46.33	51.29	50.18	36.03

由表 1 可知, 本文改进后的人工蜂群算法具有更加优异的寻优性能, 优化结果的平均值和平均收敛时间均是四种算法中最小的, 本文采用量子位的概率幅对蜂群算法中食物源进行编码, 通过量子旋转门相位的旋转实现蜂群算法搜索过程中的食物源更新, 扩展了对解空间的遍历性, 采用量子非门来实现搜索过程的变异操作, 可增加种群的多样性, 可有效扩展全局最优解的数量, 提高获得全局最优解的概率, 另外, 本文采用的 Metropolis 迭代终止准则, 可概率性地跳出当前局部最优解的陷阱, 使得算法全局性更强, 迭代终止阈值的设置则主要根据精度和时间要求进行设定, 精度要求越高, 则阈值越小, 时间要求越快, 则阈值需设定的越大. 为验证不同个体数量对算法性能的影响, 在不同个体数量下进行分别 20 次寻优, 结果如图 1 所示.

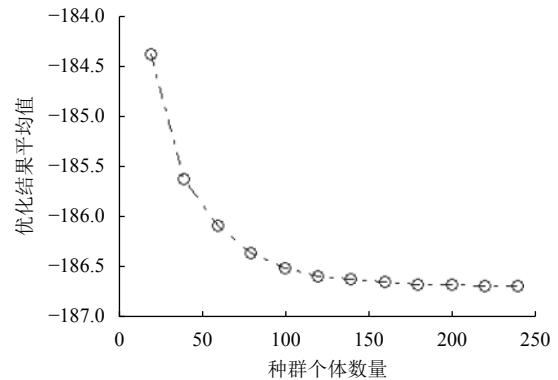
由图 1 可知, 随着个体数量的增加, 优化结果随之变优, 当个体数量达到一定程度时, 结果趋于平稳, 但优化时间却明显增加, 因此在设置改进人工蜂群算法个体数量时, 需根据需优化变量个数、结果精度和时间要求进行综合评估.

2.3 配电网重构模型的优化求解

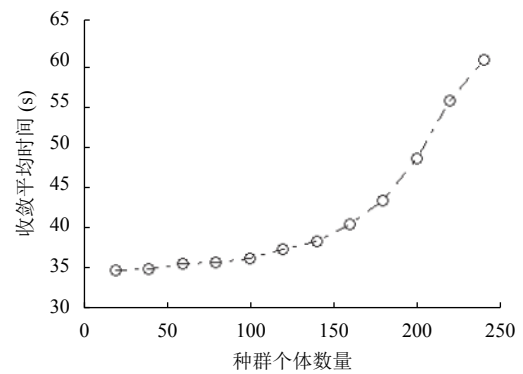
本文配电网重构模型是一个多目标优化问题, 多目标优化问题不存在最优解, 而是由许多非劣解构成的 Pareto 最优解集^[13]. 本文通过模糊满意度决策方法来确定最终解, 定义模糊隶属度函数如下:

$$\mu_j = \begin{cases} 1, & f_j \leq f_j^{\min} \\ \frac{f_j^{\max} - f_j}{f_j^{\max} - f_j^{\min}}, & f_j^{\min} \leq f_j \leq f_j^{\max} \\ 0, & f_j \geq f_j^{\max} \end{cases} \quad (23)$$

式中, f_j 、 f_j^{\min} 、 f_j^{\max} 分别表示第 j 个目标函数值及其对应的最小值和最大值.



(a) 优化结果平均值



(b) 优化平均时间

图 1 不同个体数量下优化结果

再由下式求取每个目标函数的综合隶属度 U , 然后选择 U 最大的来作为重构模型的折衷解.

$$U = \sum_{j=1}^J \mu_j \quad (24)$$

假设本文多目标优化问题的 Pareto 最优解集为 $[x_i, y_i, z_i], i=1, 2, \dots, N, N$ 为解集的组数, $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ 为对应子目标函数 f_1 的解集, 其最小值为 x_{\min} , $[y_1, y_2, \dots, y_N]$ 为对应子目标函数 f_2 的解集, 其最小值为 y_{\min} , $[z_1, z_2, \dots, z_N]$ 为对应子目标函数 f_3 的解集, 其最小值为 z_{\min} , 多目标优化问题的理想最优解为 $[x_{\min}, y_{\min}, z_{\min}]$. 综合隶属度 U 表示解集中任一组解与理想最优解的接近程度, U 越大, 则越接近, $U \leq 3$, 当 U 为

3 时, 表示 $[x_i, y_i, z_i]$ 为理想最优解.

本文利用改进后的人工蜂群算法来对配电网重构多目标问题进行求解, 求解流程图如图 2 所示.

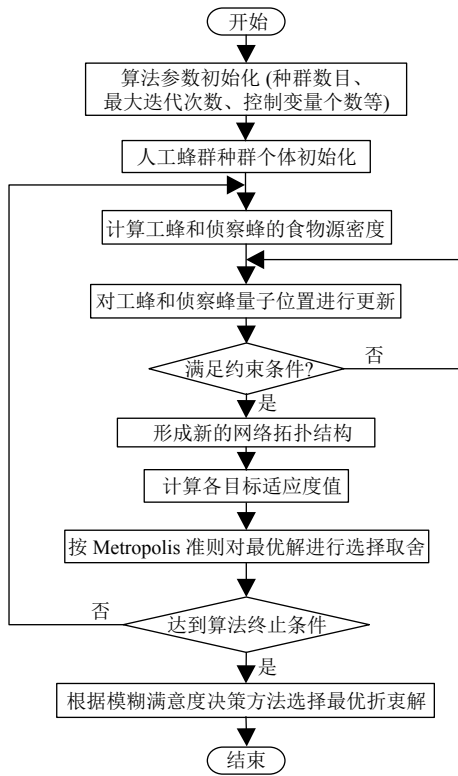


图 2 本文求解基本流程图

3 配电网重构实例分析

3.1 系统实例分析

本文以 IEEE33 节点配电系统为例进行配电网重构分析, 系统结构图如图 3 所示, 共包含 33 个节点和 37 条支路, 分段开关共 32 个, 联络开关共 5 个, 配电网支路参数与节点负荷参数见文献 [14], 系统基准电压为 12.66 kV, 基准功率值为 10 MVA, 总负荷为 3715 kW+j2300 kvar.

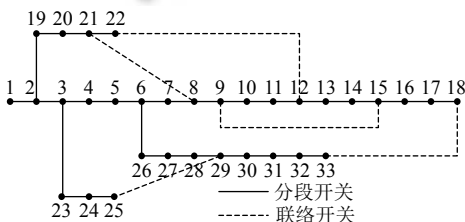


图 3 IEEE-33 节点系统图

3.2 配电网重构结果对比分析

根据本文建立的计及可靠性指标的配电网多目标

重构模型, 将本文改进后的蜂群算法应用于模型的求解, 并与遗传、粒子群和改进前的蜂群 3 种智能算法进行对比分析, 其中配电网可靠性的计算采用故障模式与后果分析法 (FEMA), 该方法具有概念清晰、结果准确的优点^[15], 在配电网供电可靠性计算中获得广泛应用. 四种不同智能方法优化获得的 Pareto 前沿如图 4 所示.

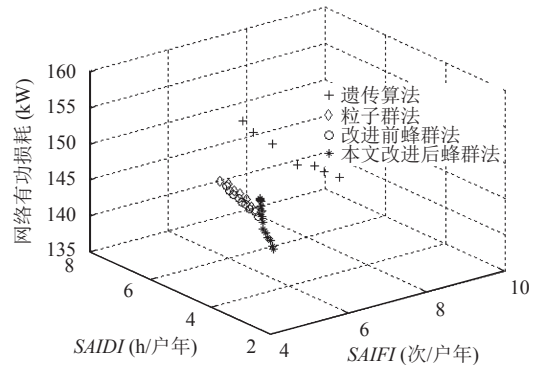


图 4 不同方法获得的 Pareto 最优解前沿

由图 4 可知, 遗传算法、粒子群法、改进前蜂群法和本文改进后蜂群法计算后获得的 Pareto 最优解个数分别为 7、7、9、15, 表明本文改进后蜂群法获得在配电网多目标重构模型求解中获得的 Pareto 最优解集分布更为完整, 本文算法在寻找最优解的性能上优于其它 3 种算法.

通过本文 2.2 小节的模糊满意度决策方法确定 4 种智能优化方法的折衷最优解如表 2 所示, 各优化方法优化过程对应的收敛曲线图如图 5 所示.

根据表 2 和图 5 的结果可知, 本文改进后的人工蜂群算法在求解计及可靠性指标的多目标重构模型中拥有更好的优化效果与收敛速度, 优化后选择的 Pareto 最优解是最优的: 配电网损耗最小 (139.63 kW), 系统平均停电频率 SAIFI (5.89 次/户年) 和系统平均停电持续时间 SAIDI (4.35 h/户年) 也都是最小的, 且本文方法收敛特性良好, 收敛时间较短 (5.69 s). 若在配电网重构时只考虑配电网有功损耗, 采用本文改进后的人工蜂群算法优化得到的配电网损耗虽然更小 (137.86 kW), 但重构后的配电网可靠性却大幅下降 (SAIFI 为 8.03 次/户年, SAIDI 为 5.12 h/户年), 严重影响了配电网的安全可靠运行. 因此, 本文计及供电可靠性指标的配电网多目标重构模型能更好地兼顾经济性与可靠性, 更适合配电网的实际运行状况.

表2 重构模型优化结果分析

评价参数	优化前	遗传算法	粒子群法	改进前蜂群法	本文改进后蜂群法
SAIFI (次/户年)	19.70	7.56	6.21	6.05	5.89
SAIDI (h/户年)	6.58	6.19	5.03	4.89	4.35
有功损耗 (kW)	202.66	146.89	142.29	142.35	139.63
优化时间(s)	0	5.93	6.69	6.83	5.69

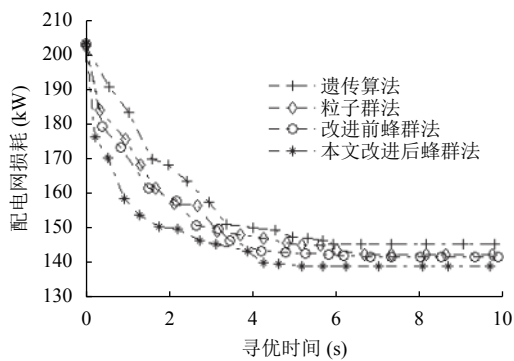


图5 优化过程收敛曲线图

4 结论与展望

本文建立了计及供电可靠性指标的配电网多目标重构模型,多目标的处理采用模糊满意度的决策方法,并提出了基于改进人工蜂群算法的配电网多目标重构模型优化方法,通过建立的IEEE33节点配电网实例仿真系统的重构对比分析,结果表明本文改进后的人工蜂群算法在解决计及可靠性指标的配电网多目标重构中具有更加优越的性能,获得的 Pareto 最优解集分布更为完整,选择的 Pareto 最优解是最优的:配电网损耗最小、系统平均停电频率和系统平均停电持续时间也均是最小的,且本文方法收敛特性良好,收敛时间较短.本文计及供电可靠性指标的配电网多目标重构模型能更好地兼顾经济性与可靠性,在配电网的运行中具有更好的适用性.

参考文献

1 杨凯峰,王击.配电网重构算法综述.南方电网技术,2013,7(4):103-107. [doi: 10.3969/j.issn.1674-0629.2013.04.022]

2 Shu DS, Huang ZX, Li JY, et al. Application of multi-agent particle swarm algorithm in distribution network reconfiguration. Chinese Journal of Electronics, 2016, 25(6): 1179-1185. [doi: 10.1049/cje.2016.10.015]

3 董思兵.基于免疫二进制粒子群算法的配电网重构[硕士学位论文].济南:山东大学,2008.

4 Zhang FY, Dong YQ, Zhang KQ. A novel combined model based on an artificial intelligence algorithm-a case study on wind speed forecasting in Penglai, China. Sustainability, 2016, 8(6): 555. [doi: 10.3390/su8060555]

5 胡雯,孙云莲,张巍.基于改进的自适应遗传算法的智能配电网重构研究.电力系统保护与控制,2013,41(23):85-90. [doi: 10.7667/j.issn.1674-3415.2013.23.014]

6 马草原,孙展展,葛森,等.改进二进制粒子群算法在配电网重构中的应用.电测与仪表,2016,53(7):84-88,94. [doi: 10.3969/j.issn.1001-1390.2016.07.015]

7 何禹清,刘定国,曾超,等.计及可靠性的配电网重构模型及其分阶段算法.电力系统自动化,2011,35(17):56-60.

8 文娟,谭阳红,雷可君.基于量子粒子群算法多目标优化的配电网动态重构.电力系统保护与控制,2015,43(16):73-78. [doi: 10.7667/j.issn.1674-3415.2015.16.011]

9 董雷,何林,蒲天骄.中性点接地方式对配电网可靠性的影响.电力系统保护与控制,2013,41(1):96-101. [doi: 10.7667/j.issn.1674-3415.2013.01.015]

10 Bansal JC, Sharma H, Arya KV, et al. Memetic search in artificial bee colony algorithm. Soft Computing, 2013, 17(10): 1911-1928. [doi: 10.1007/s00500-013-1032-8]

11 刘三阳,张平,朱明敏.基于局部搜索的人工蜂群算法.控制与决策,2014,29(1):123-128.

12 Norouzi N, Sadegh-Amalnick M, Tavakkoli-Moghaddam R. A time-dependent vehicle routing problem solved by improved simulated annealing. Proceedings of the Romanian Academy, 2015, 16(3): 458-465.

13 戚建文,任建文,翟俊义.基于改进多目标引力搜索算法的电力系统环境经济调度.电测与仪表,2016,53(18):80-86. [doi: 10.3969/j.issn.1001-1390.2016.18.015]

14 Su HS, Yang J. Capacitors optimization placement in distribution systems based on improved seeker optimization algorithm. Sensors & Transducers, 2013, 155(8): 180-187.

15 王乐.厦门配电网可靠性提升措施的研究与应用[硕士学位论文].广州:华南理工大学,2014.