

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)01-0041-05

# 计及多策略改进多目标遗传算法的电网智能规划

张艳<sup>1</sup>, 左雅<sup>1</sup>, 韩立芝<sup>1</sup>, 陈刚<sup>2</sup>

(1. 国网新疆电力有限公司, 新疆 乌鲁木齐 830000; 2. 国网乌鲁木齐供电公司, 新疆 乌鲁木齐 830000)

**摘要:** 针对电力系统持续发展所带来的电力快速上涨的问题, 现要求配电网具备高效、可靠的调度能力。研究提出了一种基于遗传算法的改进模型, 以优化配电网规划。通过引入实数型染色体、自适应调整交叉概率和变异概率, 从多策略对遗传算法进行优化。该算法在实际配电网应用中, 使有功损耗降低了 18.0%, 运行成本总节省达到了 13.7%。结果表明, 研究改进的方法在电网智能规划中有效提升了配电网规划的效率, 验证了其运算性能和实用价值。

**关键词:** 遗传算法; 自适应; 配电网; 规划

中图分类号: TP18; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)01-0041-05

## Power network intelligent planning with multi-strategy improved multi-objective genetic algorithm

ZHANG Yan<sup>1</sup>, ZUO Ya<sup>1</sup>, HAN Lizhi<sup>1</sup>, CHEN Gang<sup>2</sup>

(1. State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd., Urumqi 830000, Xinjiang, China;

2. State Grid Urumqi Power Supply Company, Urumqi 830000, Xinjiang, China)

**Abstract:** In view of the rapid increase of power caused by the continuous development of power system, it is necessary to have efficient and reliable dispatching capability of distribution network. This paper presents an improved model based on genetic algorithm to optimize distribution network planning. The genetic algorithm is optimized from multiple strategies by introducing real chromosome, adjusting cross probability and mutation probability adaptively. In the practical application of this algorithm, the active power loss is reduced by 18.0% and the total operating cost is saved by 13.7%. The results show that the improved method can effectively improve the efficiency of distribution network planning, and verify its operational performance and practical value.

**Keywords:** genetic algorithm; self-adaptation; distribution network; project

随着全球能源结构的转变和电力需求的快速增长, 使得电网运行及管理的复杂性显著增加, 传统的电网规划方法逐渐不能满足现代电网的需求, 现在有效且智能的电网规划技术是保障电力系统稳定运行的关键<sup>[1]</sup>。目前, 电网规划的研究主要集中在如何高效地处理大量变量、复杂约束的优化问题上<sup>[2]</sup>。在此过程中, 遗传算法 (genetic algorithm, GA) 因自身具备较强的全局搜索能力, 以及处理多目标优化问题的特性, GA 在电网规划中得到了广泛应用。Noruzi Azghandi 等<sup>[3]</sup> 提出在分布式发电机组和电动汽车存在的情况下进行动态配电网重构, 并采用遗传算法对粒子群算法进行优化, 解决了优化问题的复杂性。牟星辰等<sup>[4]</sup> 采用一种改进型遗传算法对配电网规划进行优化, 解决了当地区域无功及电压问题。然而, 随着电网规划问题的日益复杂, 传统 GA 在收敛速度、最优解质量等方面的局限性逐渐显著。因此, 研究采用多策略改进遗传

算算法对配电网规划的优化问题进行求解, 通过自适应调整交叉概率和变异概率以及优化交叉与变异算子, 以增强算法在维持解的多样性和加速收敛方面的性能。研究旨在解决配电网规划中效率较慢与精度较低的问题, 同时考虑分布式电源的有效接入和电网的可持续发展需求。此次研究创新点在于采用实数型染色体更精细地表示配电网的规划参数, 并且根据种群的适应度分布动态调整交叉和变异概率, 同时对算法的交叉和变异操作进行改进。研究期望实现对配电网规划问题的高效、精确求解, 进而为现代电网的发展提供支持。

## 1 智能规划模型构建

### 1.1 遗传算法与配电网规划的结合

随着电力行业的不断进步和电力需求的日益增加, 不仅需要现有的输配电系统进行实时更新和优化, 还需要

收稿日期: 2024-03-05; 录用日期: 2024-03-21

基金项目: 新疆国网科技研究项目 (5230DK80018)

作者简介: 张艳 (1975—), 女, 本科, 高级工程师, 研究方向: 电力系统分析及投资管理。

引用本文: 张艳, 左雅, 韩立芝, 等. 计及多策略改进多目标遗传算法的电网智能规划[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(1): 41-45. (HANG Yan, ZUO Ya, HAN Lizhi, et al. Power network intelligent planning with multi-strategy improved multi-objective genetic algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(1): 41-45.)

对变电站不断上升的电力负荷进行处理。研究为尽可能利用分布式能源潜能,因此需要对变电站进行评估。变电站评估是为了确保配电网与分布式电源能进行稳定合并,并且有利于电网运行<sup>[5]</sup>。研究提出使用遗传算法来对配

电网的规划进行优化,遗传算法作为一种模拟生物进化过程的搜索技术,以其效率高、并行性强和全方位搜索能力而被广泛应用于解决优化问题<sup>[6]</sup>。遗传算法的流程如图1所示。

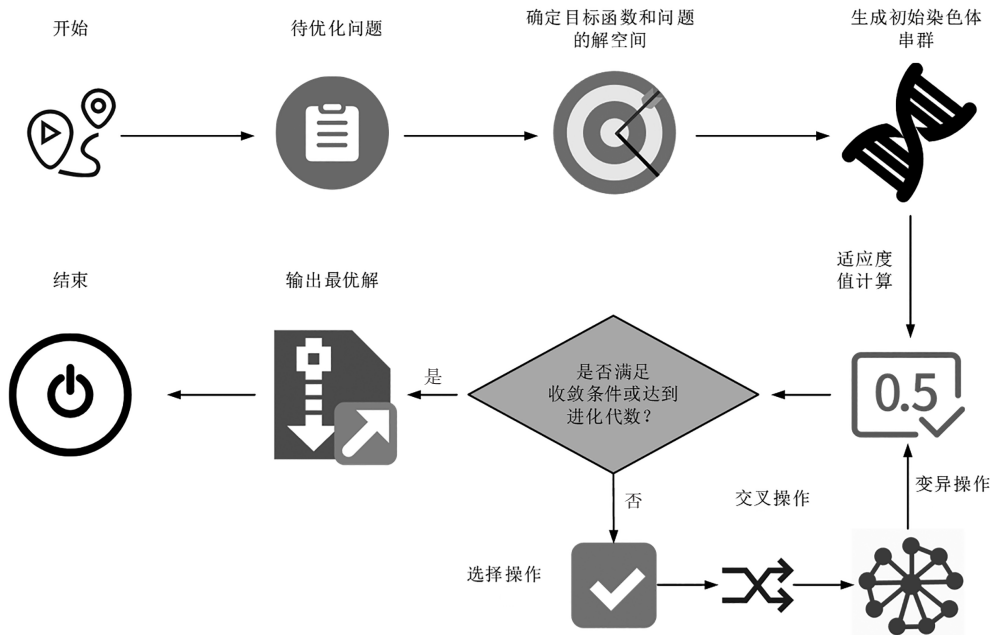


图1 遗传算法流程图

Fig. 1 Flowchart of genetic algorithm

图1展示了遗传算法的工作流程,在初始阶段,算法随机生成一系列个体,并根据既定的目标对每个个体进行评估,赋予其一个适应度值。通过比较这些适应度值,选出表现良好的个体作为新一代<sup>[7]</sup>。在此基础上,进行筛选,淘汰性能较差的个体。然后,通过交叉和变异操作对选中的个体进行重组,产生具有优良性状的下一代个体,逐步接近最优解。最终,从最后一代种群中提取最优个体,得到问题的近似最优解<sup>[8]</sup>。总体而言,传统遗传算法的过程是编码、选择、交叉、变异。最后当符合终止条件,即达到规定的迭代次数或迭代精度,以及目标条件时即可停止迭代。在配电网规划中的应用体现在染色体编码上,每个个体代表了一种不同的优化方案。因此,变电站规划的遗传编码方式如图2所示。

图2中,CS<sub>n</sub>表示节点符号1,LP<sub>n</sub>表示中压变电站信息,Y表示负荷节点与中压变电站的连接,N则表示负荷节点与中压变电站的独立关系,P<sub>n</sub>表示有功功率,Q<sub>n</sub>则表示无功功率。将遗传算法应用于配电网规划时,通常选择二进制的染色体,则其表达式为<sup>[9]</sup>

$$F(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in}) = R_i + \frac{T_i - R_i}{2^i - 1} \sum_{j=1}^n a_{ij} 2^{j-1} \quad (1)$$

式中,F表示二进制染色体,a<sub>in</sub>表示个体的第i个分段,n表示每段的长度,j表示染色体长度,a<sub>ij</sub>表示长度为j的个体,T<sub>i</sub>与R<sub>i</sub>均表示定义域中的端点。

1.2 遗传算法的多目标优化

遗传算法在配电网规划中,主要用于优化配电网结构和运行参数的取值,以最大程度利用分布式电源产生的效益以及降低电网自身的运行成本。然而,传统遗传算法在使用过程中,还存在较多局限性,例如在高维空间中的收敛速度较慢、算法容易陷入局部最优解中以及对参数敏感性较低,需要高度依赖参数选择,并且通常还需要进行手动调整。因此,研究从多个角度对遗传算法进行针对性改进。在算法收敛速度方面,初始种群的选择具有直接的相关性,因此研究采用一种实数型染色体作为初始种群,其计算方式为

$$X_i = \lceil X_{imax} - X_{imin} \times \text{random}[0,1] + X_{imin} \rceil \quad (2)$$

式中,⌈·⌉表示向上的取整函数,X<sub>i</sub>表示染色体上基因的取值,X<sub>imax</sub>与X<sub>imin</sub>分别表示取值的极大值与极小值,random表示在某区间范围中的任意实数。若X<sub>i</sub>的取值超

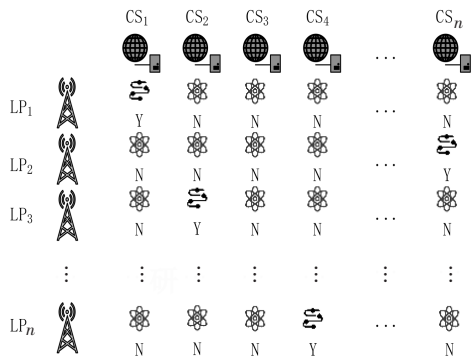


图2 配电网变电站规划的遗传算法编码

Fig. 2 Genetic algorithm coding for substation planning in distribution networks

出  $X_{\max}$  或  $X_{\min}$  时,那么则可用分布式电源的最大功率值进行代替。最大功率包括有功最大功率值和无功最大功率值,具体表达式为

$$\begin{cases} P_{DG_x} = \begin{cases} \xi_x P_{Lx} & P_{DG_x} \geq \xi_x P_{Lx} \\ P_{DG_x} & P_{DG_x} < \xi_x P_{Lx} \end{cases} \\ Q_{DG_x} = \begin{cases} \xi_x Q_{Lx} & Q_{DG_x} \geq \xi_x Q_{Lx} \\ Q_{DG_x} & Q_{DG_x} < \xi_x Q_{Lx} \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\xi_x$  表示分布式电源容量的最大负荷百分比。通过式(3),能得到分布式电源的有功功率值与无功功率值之间的关系,其表达式为

$$\beta_x Q_{DG_x} = P_{DG_x} \sqrt{1 - \beta_x^2} \quad (4)$$

式中,  $\beta_x$  表示负荷节点处分布式电源的功率因数。在配电网中,无功问题关系到电网的安全稳定运行,并且直接决定了电网的经济运行水平<sup>[10]</sup>。若电力系统的无功优化做得不足,轻则增大线路损耗,重则导致电网崩溃,造成严重的经济损失<sup>[11]</sup>。因此,式(4)中,  $\beta_x$  的取值应使无功功率降到最低。将式(4)与式(3)相结合,则可得式(5)。

$$\begin{cases} P_{DG_x} = \frac{\beta_x}{\sqrt{1 - \beta_x^2}} \xi_x Q_{Lx} \\ P_{DG_x} \geq \frac{\sqrt{1 - \beta_x^2}}{\beta_x} \xi_x Q_{Lx} \end{cases} \quad (5)$$

在电网规划过程中,使用了一种自适应遗传算法,该算法能够根据适应度函数的变化自动调整其交叉和变异概率。当种群内所有个体的适应度相等并且达到了局部最优解时,算法会增加交叉和变异的概率以促进多样性;反之,如果种群的适应度分布呈现多样化,则会减少这些概率以稳定搜索过程,其表达式为

$$\begin{cases} o_c = \begin{cases} s_1 \frac{(f_{\max} - f_c)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_c \geq f_{\text{avg}} \\ s_2, & f_c < f_{\text{avg}} \end{cases} \\ o_m = \begin{cases} s_3 \frac{(f_{\max} - f_m)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_m \geq f_{\text{avg}} \\ s_4, & f_m < f_{\text{avg}} \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $o_c$  表示改进遗传算法的交叉概率,  $o_m$  表示改进算法的变异概率,  $f_{\max}$  表示所有适应度值中的最大值,  $f_c$  与  $f_m$  分别表示遗传算法不同阶段中的适应度值,  $f_{\text{avg}}$  表示平均适应度值,  $s$  表示自适应参数,并且自适应参数的取值为不大于1的常数。式(6)中,自适应参数的取值大于应满足式(7)。

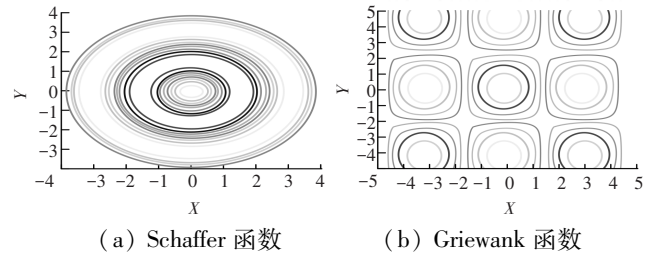
$$\begin{cases} s_1 > s_2 \\ s_3 > s_4 \end{cases} \quad (7)$$

在算法初始阶段中,种群中适应度较高的个体是会被保留的,然而被保留的个体并非为最佳个体。因此,研究为

提升算法最佳解的性能,进一步对交叉操作和变异操作进行改进。改进主要目的是保证算法在拥有最佳个体时,保证算法仍能继续进行交叉操作和变异操作,其计算公式为

$$\begin{cases} o_c = \begin{cases} \frac{1}{(o_{c1} - o_{c2}) + e^{\frac{f_c - f_{\text{avg}}}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}}}, & f_c \geq f_{\text{avg}} \\ s_2 o_{c1}, & f_c < f_{\text{avg}} \end{cases} \\ o_m = \begin{cases} \frac{1}{(o_{m1} - o_{m2}) + e^{\frac{f_m - f_{\text{avg}}}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}}}, & f_m \geq f_{\text{avg}} \\ s_2 o_{m1}, & f_m < f_{\text{avg}} \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $o_{c1} = 0.9$  的取值调整为0.9,  $o_{c2}$  的取值在  $[0.5, 1]$  内;  $o_{m1} = 0.1$  的取值调整为0.1,  $o_{m2}$  的取值在  $[0.05, 0.1]$  内。研究将采用两组基准函数来验证改进算法的求解能力,其分别为 Schaffer 函数与 Griewank 函数。其中 Schaffer 函数是一个两变量函数,通常用于测试优化算法的性能; Griewank 函数是一个多变量函数,被广泛用于测试全局优化算法。两组函数的等高线如图3所示。



(a) Schaffer 函数 (b) Griewank 函数

图3 两组基准函数的等高线

Fig. 3 Contour plots of two sets of reference functions

## 2 电网智能规划效果分析

研究通过 MATLAB 进行仿真实验,并通过选取的两组基准函数对改进的遗传算法进行性能分析。首先对 Schaffer 函数进行分析,从图3(a)可以看出, Schaffer 函数在原点处取得极大值。因此,研究将遗传算法的参数取值设置为以下形式:初始种群数量为100,参数设置满足  $s_1 = 2s_2 = s_3 = 2s_4 = 1$ ,遗传算法最大迭代次数为100。通过改进遗传算法对 Schaffer 函数求解,其结果如图4所示。

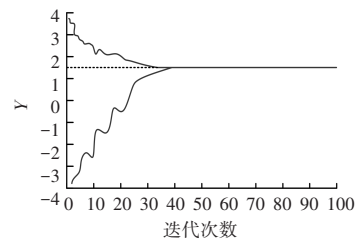
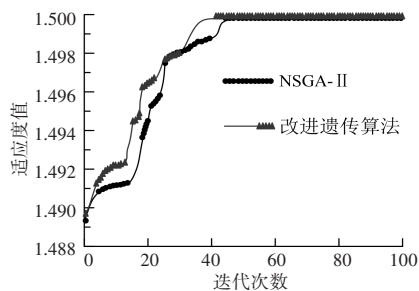


图4 Schaffer 函数的部分求解过程

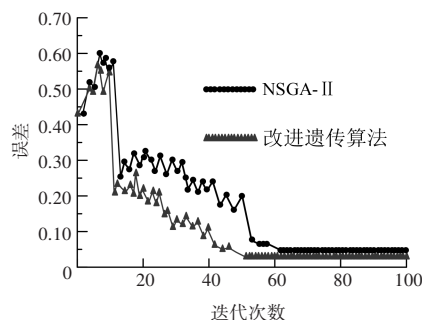
Fig. 4 Partial solution process of the Schaffer function

图4结果显示,改进遗传算法在第32次迭代时逐渐呈收敛情况,算法在第64次迭代时基本完成收敛。研究通过 Schaffer 函数的适应度曲线与迭代误差曲线图作为算法性能的评价指标,并与非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)进行对

比<sup>[12]</sup>,验证改进遗传算法的有效性和先进性,其结果如图 5 所示。



(a) 适应度进化曲线



(b) 误差曲线

图 5 Schaffer 函数的适应度曲线与迭代误差曲线

Fig. 5 Shows the fitness curve and iterative error curve of the Schaffer function

图 5(a) 表示 Schaffer 函数的适应度曲线结果,其中 NSGA-II 算法在第 48 次迭代时开始收敛,研究提出的算法在第 42 次开始收敛,并且算法在多元单峰函数的解值为 1.5。图 5(b) 表示 Schaffer 函数的迭代误差曲线结果,其中 NSGA-II 算法在第 60 次迭代时达到最小误差,并且最小误差为 5%;研究提出的改进遗传算法,在第 53 次迭代时达到最小误差,并且最小误差结果为 3%。在 Griewank 函数中,函数在定义域中存在两个极值,并且局部极小值具有规律式排布。研究将种群数量设为 100,自适应参数满足  $s_1 = 2s_2 = s_3 = 2s_4 = 1$ ,最大迭代次数为 250。通过改进遗传算法对 Griewank 函数求解,其结果如图 6 所示。

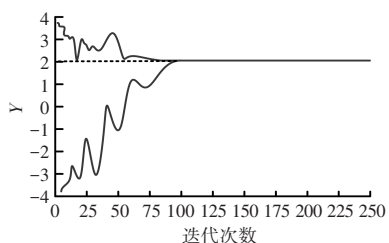


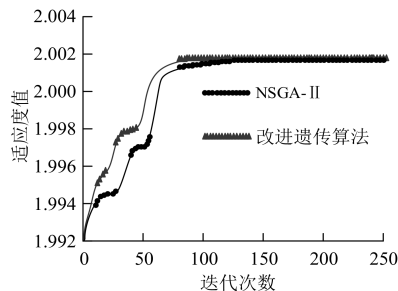
图 6 Griewank 函数的部分求解过程

Fig. 6 Shows the partial solution process of the Griewank function

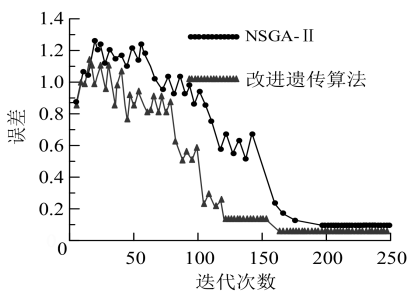
图 6 结果显示,改进遗传算法在第 68 次迭代时逐渐呈收敛情况,算法在第 130 次迭代时基本完成收敛。研究通过 Griewank 函数的适应度曲线与迭代误差曲线图作为算法性能的评价指标,其结果如图 7 所示。

图 7(a) 表示 Griewank 函数的适应度曲线结果,其中

NSGA-II 算法在第 72 次迭代时开始收敛,研究提出的算法在第 65 次开始收敛,并且算法在多元单峰函数的解值为 2.0。图 7(b) 表示 Griewank 函数的迭代误差曲线结果,其中 NSGA-II 算法在第 200 次迭代时达到最小误差,并且最小误差为 8%;研究提出的改进遗传算法,在第 164 次迭代时达到最小误差,并且最小误差结果为 5%。综合图 6 与图 7 结果分析,研究提出的改进遗传算法较好的全局寻优能力,并且具有较快的收敛性,该算法的有效性得到验证。为进一步验证改进遗传算法在配电网规划中的应用效果,研究设置采取如图 8 所示的配电网拓扑结构进行分析。



(a) 适应度进化曲线



(b) 误差曲线

图 7 Griewank 函数的适应度曲线与迭代误差曲线

Fig. 7 Shows the fitness curve and iterative error curve of the Griewank function

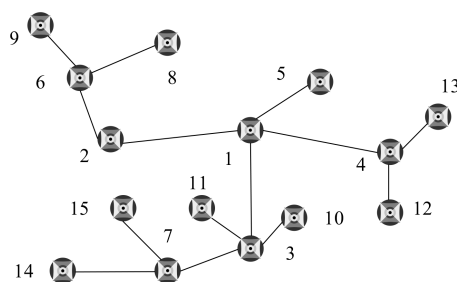


图 8 分布式电源中压配电网拓扑结构

Fig. 8 Topological structure of medium-voltage distribution network in distributed power sources

研究将改进遗传算法应用至图 8 配电网拓扑结果中,计算优化前后的有功损耗与相关费用变化。在实际应用中,改进遗传算法的种群数量选取为 40,最高迭代次数设置为 500 次,交叉概率大小设置为 0.8,变异概率大小位置为 0.1。研究设置配电站损耗为 3 000 h,损耗单价为每小时每千瓦 0.6 元,配电站减排成本为 0.85 元(kW·h)。根据上述信息,配电网的损耗与费用优化结果分别如表 1、2 所示。

表1 改进遗传算法的损耗优化结果

Tab. 1 Results of loss optimization of the improved genetic algorithm

节点编号	电源安装容量/ (kV · A)	中压配电网优化前后的有功损耗/kW			
		基于改进算法的总有功损耗/kW		原始总有功损耗/kW	
		接入前	接入后	接入前	接入后
6	100	185.64	152.14	208.24	177.34
8	100	185.64	152.14	208.24	177.34
11	100	185.64	152.14	208.24	177.34
13	100	185.64	152.14	208.24	177.34

表2 改进遗传算法的损耗优化费用优化结果

Tab. 2 Results of int optimization of the improved genetic algorithm

费用类别	中压配电网运行费用优化/万元	
	接入前	接入后
改造费	368.45	217.13
维修费	0	82.93
损耗费	105.24	61.73
环境效益费	0	25.48
运维综合投资	494.8	448.6
总计	968.49	835.87

从中压配电网的有功损耗分析,原始方法在接入前总有功损耗为 208.24 kW,接入后有功损耗为 177.34 kW,有功损耗降低 14.8%;基于改进算法的总有功损耗在接入前为 185.62 kW,接入后的总有功损耗为 152.14 kW,有功损耗优化了 18.0%。结果表明,基于改进遗传算法在有功损耗上具有更好的优化效果,能有效减少中压配电网多余消耗。从中压配电网运行费用进行分析,研究将运行费用主要分为五个部分,分别为改造费、维修费、损耗费、环境效益费用以及运维综合投资。对比算法接入前后,接入前配电网电源接入维修费用为 0 万元,环境效益费用为 0 万元;接入后配电网维修费用为 82.93 万元,环境效益费用为 25.48 万元。虽然配电网规划中多出两项支出,但在改造费、损耗费以及运维综合投资方面得到优化,其中改造费用在接入后,其费用节省了 41.1%;损耗费用节省了 41.3%;运维综合投资节省了 9.3%。配电网规划在接入前总费用为 968.49 万元,接入后为 963.88 万元,总费用节省了 13.7%。结果表明,改进遗传算法在配电网规划中会增加新的费用开支,但在其他开支上存在明显的优化效果。总体而言,研究提出的改进遗传算法对配电网规划具有明显优化效果,能降低总有机功率以及降低支出成本,在实际应用中具有重大贡献。

### 3 结论

随着电力需求和分布式电源接入的增加,配电网面临复杂的规划挑战,传统方法无法满足现代需求。研究采用改进的 GA,引入实数型染色体和自适应遗传操作,以提高全局搜索能力和收敛速率。对比分析显示,该算法在标定测试函数中展现了优越的收敛能力,特别在 Schaffer 和 Griewank 函数中比 NSGA-II 算法分别快 8 次和 40 次。在实际配电网规划中,该算法有效降低了 18.0% 的有功损耗和 13.7% 的运行成本,优于传统方法。尽管改进的 GA 算法在配电网规划中表现较好,但在特定复杂网络结构和动态负

荷变化情况下的适应性和鲁棒性仍有待进一步研究。未来研究将着重于算法的进一步改进,如引入混合优化策略和考虑更多实际约束条件,以进一步提升配电网规划的准确性和适应性。

### 参考文献

- [1] 陆恒, 刘海涛, 夏涛, 等. 基于 GA-SVR 模型的配电网线路参数辨识[J]. 电气传动, 2023, 53(3): 41-47.
- [2] 祁升龙, 芦翔, 刘海涛, 等. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络在配电网故障诊断中的应用[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(3): 182-187.
- [3] NORUZI AZGHANDI M, SHOJAEI A A, TOOSI S, et al. Optimal reconfiguration of distribution network feeders considering electrical vehicles and distributed generators [J]. Evolutionary Intelligence, 2023, 16(1): 49-66.
- [4] 牟星辰, 孟祥忠. 基于改进遗传算法的配电网多目标无功优化设计[J]. 青岛科技大学学报(自然科学版), 2023, 44(6): 95-101.
- [5] 汤志锐, 邝梓佳, 郭志燊. 计及电网运行方式的配网风险评估技术研究[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(5): 178-181.
- [6] 任庭昊. 机器学习下配电网短路故障快速智能恢复方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(1): 45-48, 75.
- [7] KAMIL K, CHONG K, HASHIM H. Excess power rerouting in the grid system during high penetration solar photovoltaic [J]. Electric Power Systems Research, 2023, 20(2): 325-336.
- [8] DANG J, YAN Y, JIA R, et al. Fast single-phase fault location method based on community graph depth-first traversal for distribution network[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2023, 9(2): 612-622.
- [9] 邓慧琼, 郑玉焱, 张晓飞, 等. 考虑时序场景的分布式电源规划及无功优化策略[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2023, 40(2): 74-81.
- [10] 王康, 刘亮, 李慧杰, 等. 高压带电作业双臂机器人系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(5): 243-248.
- [11] 郭培, 陈波, 高云超, 等. 基于 XGBOOST-PSO 提高受端电网电压暂态稳定的发电机无功优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(13): 148-158.
- [12] DATTA S, KAPOOR R, MEHTA P. A multi-objective optimization model for outpatient care delivery with service fairness[J]. Business Process Management Journal, 2023, 29(3): 630-652.