

[应用研究]

基于改进GSA算法的配电网故障区段定位

文/国网湖南通道县供电公司 刘 羽

配电网故障定位是配电自动化的重要组成部分，是实现配电网故障区段迅速隔离、非故障区段恢复供电的有效保证。随着配电自动化水平的提高，大量终端设备如FTU、RTU等，安装在开关处以监控开关的实时状态，并通过其上传的开关量信息来进行故障区段定位。目前常见的定位方法有直接法和间接法2类。

直接法主要是有矩阵法、过热弧搜索等，其简单、快速的优点使得成为配电网故障区段定位常用的方法之一。但是由于直接法对终端设备上传信息的准确性要求很高，一旦信息丢失或者畸变，则会导致定位失败。间接法即目前学者研究较热的智能算法，它通过构建配电网故障区段定位的数学模型，将实际问题转变为一个数学最优解问题，然后通过算法进行寻优，得到最优区段，常见的智能算法故障区段定位有遗传算法、蚁群算法、Petri网以及最新的和声算法、免疫算法等。但是间接法存在着不足之处，由于算法容易陷入局部最优，而随着配电网规模的增大，其转化的数学模型也急剧增长，若算法全局寻优能力不够，则容易导致定位失败。此外部分开

关处于恶劣环境，因此其对应终端设备容易发生信息的丢失和畸变，如何对终端设备丢失信息和畸变信息进行处理，并提出一种高效全局搜索算法是需要解决的难题。

通过构建配电网故障区段定位的数学模型，将其转变为0-1解域的最优化问题，然后首次提出将万有引力算法引入配电网，并对算法进行改进，使其初始解的生成依据反向生成原理，而非随机；并对其邻域搜索策略进行改进，采用精英选择策略，使得改进后的万有引力算法全局寻优能力大大增强，最后通过与遗传算法、蚁群算法的比较，证明该算法在配电网故障区段定位的优势所在。

基本万有引力算法原理

在基本万有引力算法中，搜索粒子的运动遵循万有引力的运动学规律，即会朝着质量大的物体运动，所以质量大的物体所在位置最优，从而求出问题的最优解。GSA算法通过粒子间的相互作用力共享群体信息，使得粒子朝着最优解区域运动。算法主要包含4个特征：位置、质量惯性、主动引力质量和被动引力质量。

最优解对应GSA算法中质量最大的物体所在位置。

在特定 t 时刻，物体 j 对 i 的引力为

$$F_{ij}^k(t) = G(t) \frac{M_i(t) M_j(t)}{R_{ij}(t) + a} (x_j^k(t) - x_i^k(t)) \quad (1)$$

式中： a 表示一个常量，其量级远小于式中粒子惯性质量； $M_i(t)$ 、 $M_j(t)$ 分别表示 t 时刻物体 i 和 j 的惯性质量； $R_{ij}(t)$ 为物体之间的距离，一般采用欧式距离； $G(t)$ 表示 t 时刻的万有引力常数，其大小是变化的，具体变化规律为

$$G(t) = G_0 \times e^{-\gamma/T} \quad (2)$$

式中： G_0 表示初始值大小，一般取100， γ 取20， T 为最大迭代次数，为算法的参数初始化中设置。

GSA算法迭代过程中， t 时刻粒子受到的合力为

$$F_i(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N rand \times F_{ij}(t) \quad (3)$$

式中： $F_i(t)$ 表示第 t 时刻，粒子 i 受到的合力； $rand$ 表示随机选取[0,1]之间的数； $F_{ij}(t)$ 表示 t 时刻，粒子 j 对 i 的引力。

依据牛顿第二定律， t 时刻物体 i 的加速度为

$$a_i(t) = \frac{F_i(t)}{M_i(t)} \quad (4)$$

GSA算法迭代过程中按照式(5)进行位置和速度的更新

$$\begin{aligned} v_i(t+1) &= \text{rank} \times v_i(t) + a_i(t) \\ x_i(t+1) &= x_i(t) + v_i(t+1) \end{aligned} \quad (5)$$

最后需要定义粒子的惯性质量是依据算法的适应度值而来,由于惯性质量越大,则其越接近最优解,同时意味着物体的吸引力越大,但其移动速度越慢。所以得到为算法的惯性质量为

$$M_i(t) = \frac{m_i}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} = \frac{\frac{fit_i(t) - Low(t)}{High(t) - Low(t)}}{\sum_{j=1}^N \frac{fit_j(t) - Low(t)}{High(t) - Low(t)}} \quad (6)$$

式中, $fit_i(t)$ 表示 t 时刻, 粒子 i 的适应度值; $Low(t)$ 为适应度最小值; $High(t)$ 为适应度最大值。

改进GSA算法原理

1. 反向学习原理

由于GSA算法在初始解生成过程中是随机无规则的, 从而容易造成结果的不确定性, 即初始解生成比较均匀则迭代过程后期多样性较高, 得到最优解的可能性大, 而若初始解的生成全部集中在劣质解区域, 则会导致GSA算法寻优失败。因此初始解的生成关系后续算法的寻优能力。本文引入反向学习机制。我们定义 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是 D 维空间中的一个点, 其中 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in R$ 且 $x_j \in [a_j, b_j]$ ($j = 1, 2, \dots, D$) 则 X 的反向点为

$$x_j^* = a_j + b_j + x_j \quad (7)$$

所以引入反向学习原理的GSA算法种群初始化过程为: 随机生成初始候选种群 N , 并通过式(7)计算其对应的初始候选种群 N' , 将候选种群 N 和 N' 混合, 并依据适应度值排序, 取其前50%为初始种群。

2. 基于反向学习和精英策略的优化过程

前面介绍了反向学习原理, 并运用在初始解的构造当中。下面将其运用在迭代过程当中。

在GSA算法迭代过程中, 根据公式(5)产生粒子对应的位置, 然后将每一个粒子运用反向学习过程, 得到对应的反向学习后的位置, 并混合排序。利用精英选择策略, 划分出混合排序后的前30%和后30%的解, 对其进行替代。为了提高搜索过程的质量, 选择两者中适应度值较高的群体, 会在很大程度上加速收敛。

配电网故障区段定位原理和改进GSA算法实现

1. 配电网故障区段定位问题描述

利用改进GSA算法进行配电网故障定位也是一种间接方法, 其基本原理就是通过开关函数将馈线段故障问题和开关过电流信

$$\begin{aligned} Z^*(1) &= L1 \vee L2 \vee L3 \vee L4 \vee L5 \vee L6 \\ Z^*(2) &= L2 \vee L3 \vee L4 \vee L5 \vee L6 \\ Z^*(3) &= L3 \vee L4 \vee L5 \vee L6 \\ Z^*(4) &= L4 \vee L5 \\ Z^*(5) &= L5 \\ Z^*(6) &= L6 \end{aligned}$$

(8)

4. 评价函数

评价函数对应算法中的适应度函数, 是评价算法假设故障区段与FTU上传真实值之间的重要指标, 其准确性直接影响故障定位的准确性。因此构建评价函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^n |Z_i - Z_i^*| + w \sum_{k=1}^m |x(k)| \quad (9)$$

式中: w 取值为0.8。

息建立联系, 然后通过评价函数来评价算法假设的故障区段导致的开关过电流信息与FTU实际上传的过电流信息的贴近程度, 越接近真实上传信息, 则说明假设的故障区段越准确。

2. 参数编码

参数采用二进制编码, 即0-1编码方式。当馈线发生两相或三相故障的时候, 会产生一个大电流, 流过该电流的开关会告警, 并上传该告警信号。因此, 把开关流过过电流时的状态编码为“1”, 正常为“0”; 同时将馈线设备故障时候编码为“1”, 正常为“0”。

3. 开关函数

开关函数是联系馈线和开关之间的纽带, 反应了馈线是否故障和对应开关是否流过过电流状态, 其数学模型的准确性关系着后续算法故障定位的准确性。

根据文献, 我们可以对图1所示简单辐射状配电网建立开关函数如式(8)所示

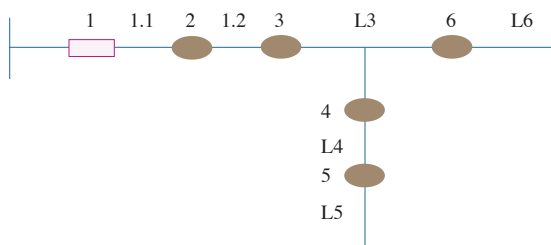


图1 简单辐射状配电网示意图

5. 基于改进GSA的配电网故障定位流程

1) 针对配电网进行参数编码, 即生成0-1初始种群矩阵。

2) 随机生成初始候选种群 N 和其对应的反向学习后的初始候选种群 N' , 并将其混合, 计算适应度值函数, 并从大到小排序, 选出前50%作为初始解。

3) 更新变量 $G(t)$ 、 $M_i(t)$ 、 $High(t)$ 、 $Low(t)$ 。

8) 反编码, 得到故障区段。

针对图2的单电源辐射状配电网,对FTU上传无信息畸变、有信息畸变、有信息丢失三类情况进行单点故障定位和多点故障定位,仿真结果如表1所示;对图2所示配网,采取遗传算法、蚁群算法和本



故障序号	输入	有无信息畸变	输出	适应度函数值
1	[1111100000000000 0000000000000000 000]	无	区间5故障	0.8
2	[1111100000000000 1000000000000000 000]	测控点16畸变	区间5故障	1.8
3	[1111100000000000 100000000000000? 000]	测控点30信息丢失	区间5故障	0.8/1.8
4	[1111100000000000 000000000110000 000]	无	区间5,26故障	1.6
5	[111110000001000 000000000110000 000]	测控点12畸变	区间5,26故障	3.6
6	[111110000001000 00000000011000? 000]	测控点12畸变且30信息丢失	区间5,26故障	3.6/4.6

	平均迭代次数			定位准确率		
	1	5	6	1	4	6
GA	786	983	1189	8%	5%	0
ACO	639	756	900	19%	13%	10%
改进GSA	430	490	520	86%	79%	76%