

[控制系统]

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

采用智能算法实现配电网故障定位的本质就是一个高维二进制解域的寻优问题。提出基于改进万有引力算法的高容错性配电网故障定位方法，该方法可以对终端设备FTU上传信息丢失和畸变进行容错处理，通过构建配电网故障定位的数学模型，能对故障区段进行准确定位。此外由于万有引力算法存在陷入局部最优的缺陷，首先引入反向学习原理改进了该算法的初始解生成并通过精英选择策略进行局部寻优。仿真表明，采用改进万有引力算法进行配电网故障区段定位时具有较高容错性，能够实现单点和多点故障的准确定位，通过与遗传算法、蚁群算法比较，改进万有引力算法在准确性、稳定性和高容错性方面有较大优势。

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两类。

直接法主要是有矩阵法、过热弧搜索等，它简单、快速的优点使得其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，证明了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

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

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

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

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

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

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。引入反向学习机制后,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

在GSA算法迭代过程中,根据式(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。

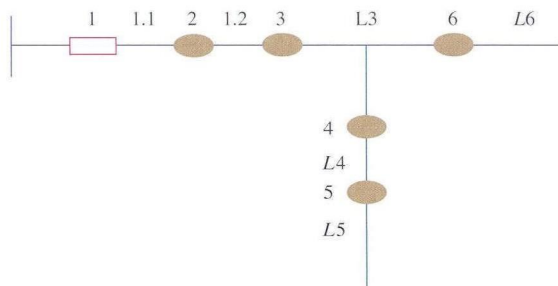


图1 简单辐射状配电网示意图

可以对如图1所示简单辐射状配电网建立如式(8)所示的开关函数。

$$\begin{cases} Z^*(1)=L1 \vee L2 \vee L3 \vee L4 \vee L5 \vee L6 \\ Z^*(2)=L2 \vee L3 \vee L4 \vee L5 \vee L6 \\ Z^*(3)=L3 \vee L4 \vee L5 \vee L6 \\ Z^*(4)=L4 \vee L5 \\ Z^*(5)=L5 \\ Z^*(6)=L6 \end{cases} \quad (8)$$

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。因此构建评价函数为

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

式中， w 取值为0.8。

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 $G(t)$ 、 $M_i(t)$ 、 $High(t)$ 、 $Low(t)$ 。

4) 计算粒子所受合力、加速度和速度。

5) 更新物体的位置。

6) 通过反向学习生成相应的候选解，并将其与当前解混合，采用精英学习策略更新子代。

7) 返回步骤3，直到满足判断停止条件。

8) 反编码，得到故障区段。

算例仿真分析

采用IEEE 33节点(如图2所示)，进行仿真。

针对图2的单电源辐射状配电网，对FTU上传

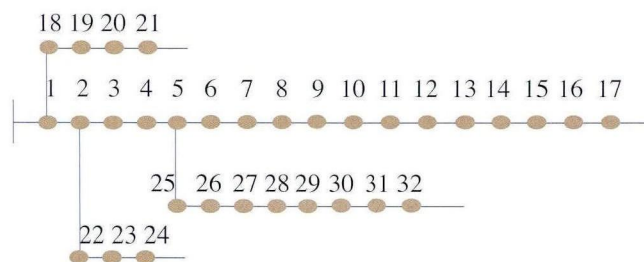


图2 IEEE 33节点配电系统示意图

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、蚁群算法和本文算法做比较，定位100次，仿真结果如表2所示。

表1 改进GSA算法的IEEE 33节点故障定位仿真结果

故障序号	输入	有无信息畸变	输出	适应度函数值
1	[1111100000000000000000000000000000]	无	区间5故障	0.8
2	[1111100000000000100000000000000000]	测控点16畸变	区间5故障	1.8
3	[1111100000000000100000000000000000]	测控点30信息丢失	区间5故障	0.8/1.8
4	[111110000000000000000000000011000000]	无	区间5、26故障	1.6
5	[111110000000100000000000000011000000]	测控点12畸变	区间5、26故障	3.6
6	[111110000000100000000000000011000000]	测控点12畸变且测控点30信息丢失	区间5、26故障	3.6/4.6

表2 不同算法的IEEE 33节点配电网定位仿真结果

	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%

备注：表2中，1、5、6分别表示表1中的故障类型1、5、6。

(下转第109页)

费用的前提下, 6.5年可收回投资成本。

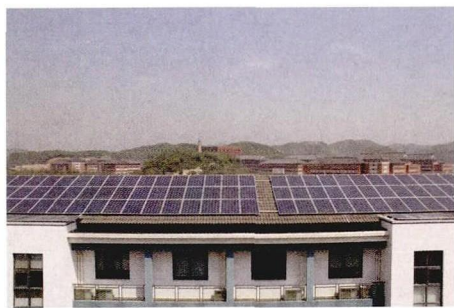


图4 小容量屋顶光伏电站安装图



图5 光伏功率日分布图

年报表

电站名称	舟山启明电力设计院	当年电量	9547.00 kWh
装机容量	30 kWp	总电量	9515.80 kWh
时段	2015		

时间	电量(kWh)
五月2015	3727.40
六月2015	2399.30
七月2015	294.40

图6 光伏发电量年报表

小容量屋顶光伏电站安装图如图4所示, 光伏功率日分布图如图5所示, 光伏发电量年报表如图6所示, 根据光伏实际运行结果显示, 月平均发电量约为3 063 kWh, 估算年发电量为36 760 kWh, 与发电量理论计算值40 368 kWh相近, 光伏实际运行效果良好。

结束语

舟山地区具有特殊的自然、地理优势, 具有丰富的太阳能资源, 是国内太阳能资源可利用开发区域。结合舟山某屋顶小容量光伏并网系统, 介绍了系统的结构、并网条件和并网所需要注意的若干问题。此外, 还介绍了自发自用、余量上网型小容量光伏并网系统推行的技术可行性, 为海岛地区新能源的开发利用提供了全新的途径。EA

(收稿日期: 2015.07.31)

(编辑: 杨得润)

(上接第92页)

从表1第1类和等4类故障中可以发现, 改进GSA算法运用于配电网故障定位中, 可以有效诊断单点故障和多点故障; 且通过第2、3、5、6类故障可以发现, 改进GSA算法能很好地进行容错处理, 即便是FTU上传信息畸变或者丢失, 也可以得到正确的诊断结果。

而在表2中, 对比了GA算法、ACO算法和改进GSA算法运用于同一配网模型中, 进行故障区段定位, 从其平均迭代次数中可以发现, 改进GSA算法明显迭代次数要少于GA、ACO算法, 其快速性有明显优势。

为了验证算法的稳定性和准确率, 又对同一故障定位100次, 统计其定位准确率, 从表2中可以发现, 无论是在信息完备、丢失或者畸变情况下, 本文采用算法都有明显的优势, 定位准确率大大高于遗传算法和蚁群算法。

结束语

1) 尝试对GSA算法做了改进, 采用反向学习和精英选择原理, 使得算法跳出全局寻优能力增强, 因而不致陷入局部最优。

2) 提出的算法在高维离散二进制寻优方面有良好的寻优能力, 适应于含有离散变量的组合优化问题中。

3) 首次将改进GSA算法应用在配电网故障区段定位, 仿真结果表明, 其准确性、快速性和容错能力都要高于遗传算法、蚁群算法, 对于以人工智能方法为基础的配电网故障定位方法的发展有重要作用, 具有良好的运用前景。EA

(收稿日期: 2015.05.30)

(编辑: 杨得润)