



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2304725

引用格式:黎观锋,梁志坚,杨武.基于改进二进制蛇优化算法的配电网故障定位[J].科学技术与工程,2024,24(18):7710-7718.

Li Guanfeng, Liang Zhijian, Yang Wu. Method of distribution network fault location based on improved binary snake optimization algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(18): 7710-7718.

基于改进二进制蛇优化算法的配电网故障定位

黎观锋,梁志坚*,杨武

(广西大学电气工程学院,南宁 530004)

摘要 分布式电源(distributed generation, DG)大规模接入给配电系统带来更多不确定性、随机性,系统运行方式更复杂,传统故障定位方法难以适应新型电力系统构建。提出了一种基于改进二进制蛇优化算法(improved binary snake optimization, IBSO)的新型故障区段定位方法。利用SPM混沌映射生成高质量的随机数序列,以提高算法种群中个体的随机性,并引入了遗传算法的动态变异策略,根据不同的搜索状态和进化阶段来调整变异率和变异方式,提高算法的灵活性和准确性。通过仿真证明,该方法适用于在含有分布式电源的配电网中定位单一和多重故障区段,相比蛇优化算法、传统二进制粒子群算法以及遗传算法在收敛性、快速性和准确性方面更优。

关键词 故障区段定位;改进二进制蛇优化算法;SPM混沌映射;动态变异策略;分布式电源

中图分类号 TM77; **文献标志码** A

Method of Distribution Network Fault Location Based on Improved Binary Snake Optimization Algorithm

LI Guan-feng, LIANG Zhi-jian*, YANG Wu

(Electrical Engineering College, Guangxi University, Nanning 530004, China)

[Abstract] With the integration of DGs (distributed generations) into the distribution network, the traditional single-source radial network is transformed into a complex network with multiple power sources. Traditional fault location methods are difficult to adapt to the construction of complex operating conditions. A novel fault segment localization method based on IBSO (improved binary snake optimization) algorithm was proposed. The SPM chaotic mapping was used to generate high-quality random number sequences, which improves the randomness of individuals in the algorithm population. A dynamic mutation strategy based on genetic algorithms was also introduced. According to different search states and evolutionary stages, the mutation rate and mode were dynamically adjusted. The flexibility and accuracy of the algorithm were improved significantly. The simulation results show that the proposed method is suitable for locating single and multiple fault sections in distribution networks with distributed generation. It has better convergence, speed, and accuracy compared with the snake optimization algorithm, traditional binary particle swarm algorithm, and genetic algorithm.

[Keywords] fault segment localization; improved binary snake optimization algorithm; SPM chaotic mapping; dynamic mutation strategy; distributed generations

在中国实施碳达峰和碳中和政策的指导下,世界各国积极推进清洁、低碳的能源转型,分布式电源是国际能源研究领域技术研发和攻关的重点之一。由于分布式发电在配电网中的应用越来越广泛,配电网的运行环境变得更加复杂多变,因此,研究配电网自动化技术,解决当前配电网故障定位问题成为重中之重。

在发生相间短路故障时,利用馈线终端单元(feeder terminal unit, FTU)可以准确采集故障信息,

并使用快速且高容错性的定位算法来确定故障区域,这尤其适用于负荷密集地区。定位算法的主要流程是将FTU检测到的电流信息上传到主站监控和数据采集(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统,并使用智能算法计算出故障区段。常见的定位算法包括矩阵算法和人工智能算法。矩阵算法利用FTU设备监测到的故障信息,编写故障矩阵和网络描述矩阵,通过矩阵计算来定位故障区域。文献[1]提出了改进后的矩阵算法来解决信息畸变对定位结果

收稿日期:2023-06-26 修订日期:2024-03-28

基金项目:国家自然科学基金(62273111)

第一作者:黎观锋(1995—),男,汉族,广西陆川人,硕士研究生。研究方向:含分布式电源配电网智能保护。E-mail:718457743@qq.com。

*通信作者:梁志坚(1969—),男,汉族,广西南宁人,硕士,副教授。研究方向:电力系统继电保护、含分布式电源配电网智能保护。E-mail:19920022@gxu.edu.cn。

的影响,在初步评估可能发生故障的区域并通过网络描述矩阵来确定分布式电源(distributed generation, DG)节点故障电流方向的基础上,利用校正后的故障信息重新确定真实故障区段。虽然矩阵算法可以有效地定位多种类型的故障,如母线短路和线路短路,但对于大规模的配电网,该方法需要构建无向图并进行逆推计算,计算量相对大,可能会影响计算的实时性和准确性。数据处理中心利用智能优化算法,可以根据 FTU 设备检测到的故障电流信息计算和确定故障区间。无论是否出现信息畸变,都能够找到一个理论上的最佳解决方案。文献[2]采用改进的多元宇宙算法定位主动配电网故障。该算法通过模拟宇宙大爆炸、黑洞吞噬等天文物理现象,基于混沌理论的全局优化算法,将宇宙空间映射到解空间,并通过搜索算子来寻找最优解。但是该方法需要将所有可能出现的故障情况都组成解空间进行搜索。若解空间范围设置过小或过大,都会影响算法的性能和搜索质量,因此初始值的选择对最终结果具有重要影响。若初始值选择不当,则算法可能无法找到最优解或收敛速度过慢。文献[3]则采用交叉算子、非均匀变异算子和翻筋斗觅食策略来改进秃鹰的位置更新方式,并加入定位矫正机制,提高局部搜索能力,从而保障定位的准确性,但对于信息畸变故障的准确度提升不明显。文献[4]提出了一种结构优化的传统故障定位方法,为了处理单一和多重故障,采用分层处理和全局寻优思想,该方法有助于缩减多重故障定位的解空间规模,同时引入了突变机制以提高算法的全局寻优能力。然而该方法的参数设置较为复杂,参数的选择对算法的准确性和效率有直接影响。此外,智能优化算法也广泛应用于当前的配电网故障定位,如粒子群算法^[5-6]、改进的哈里斯鹰优化算法^[7]、改进量子遗传算法^[8]、蝙蝠算法^[9]、支持向量机^[10]、人工鱼群算法^[11]和深度学习算法^[12]等。

为了解决现有定位方法的不足,现提出改进二进制蛇优化算法。蛇优化算法具有参数较少、搜索性能稳定、寻优速度快等优点。但是,标准蛇优化算法只适用于连续域问题,无法解决离散域问题,因此对算法进行离散化编码,以解决配电网的离散域问题。此外,还将统计参数映射(statistical parametric mapping, SPM)混沌映射融入蛇群初始化,SPM 映射的轨迹分布在整个数据范围,能够产生更多的随机值,可以提高种群质量;设计遗传算法的动态变异策略,根据种群的适应度情况进行调整,当种群的平均适应度较低时,可以增加变异率,以增加多样性和探索能力,当种群的平均适应度较高时,可以降低变异率,以加强收敛性和优化能力,避免陷入局部最优解的情况,从而

提高模型的鲁棒性。

1 改进二进制蛇优化算法原理

1.1 二进制蛇优化算法

蛇优化算法(snake optimizer, SO)由文献[13]提出,其本质是一种模仿蛇特殊交配行为的新型智能优化算法,解决模仿蛇特殊交配行为的各种优化任务。蛇优化算法为两个阶段即全局探索或局部开发,如果存在的食物量足够且温度低,每条蛇(雄性/雌性)都会争夺最佳伴侣,如果交配过程发生,则雌性产卵并将其孵化成新的蛇;否则蛇会寻找或吃剩下的食物^[14]。

1.1.1 初始化种群

随机生成均匀分布的蛇种群,其数学描述可表示为

$$X_i = X_{\min} + \text{rand}(X_{\max} - X_{\min}) \quad (1)$$

式(1)中: X_i 为第*i*个蛇的位置;rand为[0,1]范围内的随机数; X_{\max} 和 X_{\min} 分别为求解问题的上、下界。

然后将种群均分成雌、雄两组,设雄组个体数量为 N_m ,雌组个体数量为 N_f ,则

$$N_m \approx N/2 \quad (2)$$

$$N_f = N - N_m \quad (3)$$

式中: N 为蛇种群的总量。

生成初始蛇群候,评估每一组个体的适应度值。温度 T_{emp} 和食物数量 Q 的定义为

$$T_{\text{emp}} = \exp\left(-\frac{t}{T}\right) \quad (4)$$

$$Q = c_1 \exp\left(\frac{t-T}{T}\right) \quad (5)$$

式中: t 为当前的迭代次数; T 为最大的迭代次数; c_1 为学习因子常数,取0.5。

1.1.2 全局搜索(没有食物)

如果 $Q < 0.25$,即当食物短缺时,蛇群会随机选择一个位置来寻找食物,并更新它们的位置。

$$X_{i,m}(t+1) = X_{\text{rand},m}(t) \pm c_2 A_m \times [(X_{\max} - X_{\min}) \text{rand} + X_{\min}] \quad (6)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{\text{rand},f}(t) \pm c_2 A_f \times [(X_{\max} - X_{\min}) \text{rand} + X_{\min}] \quad (7)$$

式中: $X_{i,m}$ 为雄性位置; $X_{i,f}$ 为雌性位置; $X_{\text{rand},m}$ 为随机选择的雄性的位置; $X_{\text{rand},f}$ 为随机选择的雌性的位置; c_2 为学习因子常数,取0.05; A_m 和 A_f 为雄性和雌性寻找食物的能力。

$$A_m = \exp\left(-\frac{f_{\text{rand},m}}{f_{i,m}}\right) \quad (8)$$

$$A_f = \exp\left(-\frac{f_{\text{rand},f}}{f_{i,f}}\right) \quad (9)$$

式中: $f_{\text{rand},m}$ 和 $f_{\text{rand},f}$ 为 $X_{\text{rand},m}$ 和 $X_{\text{rand},f}$ 个体的适应度

值; $f_{i,m}$ 和 $f_{i,f}$ 分别为 $X_{i,m}$ 和 $X_{i,f}$ 的适应度值。

1.1.3 局部搜索(有食物)

如果 $Q > 0.25$, 即食物充足时, 蛇种群处于开发阶段。在 $T_{emp} > 0.6$ 的条件下, 温度处于热状态(hot), 蛇只会寻找食物, 位置更新方式为

$$X_{i,j}(t+1) = X_{food} \pm c_3 T_{emp} \times \text{rand}[X_{food} - X_{i,j}(t)] \quad (10)$$

式(10)中: $X_{i,j}$ 为种群个体(雄性或雌性)的位置; X_{food} 为全局个体的最佳位置; c_3 为学习因子常数, 取2。

在 $T_{emp} < 0.6$ 的条件下, 温度处于冷状态(cold), 蛇将处于战斗模式或交配模式。

战斗模式下, 蛇种群个体的位置更新方式为

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) \pm c_3 F_M \text{rand} \times [QX_{best,f} - X_{i,m}(t)] \quad (11)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) \pm c_3 F_F \text{rand} \times [QX_{best,m} - X_{i,f}(t)] \quad (12)$$

式中: $X_{i,m}$ 为第 i 个雄性的位置; $X_{i,f}$ 为第 i 个雌性的位置; $X_{best,m}$ 和 $X_{best,f}$ 为雄组和雌组中的最佳位置; F_M 和 F_F 为雄性和雌性的战斗能力。

$$F_M = \exp\left(-\frac{f_{best,f}}{f_i}\right) \quad (13)$$

$$F_F = \exp\left(-\frac{f_{best,m}}{f_i}\right) \quad (14)$$

式中: $f_{best,m}$ 和 $f_{best,f}$ 为最佳位置 $X_{best,m}$ 和 $X_{best,f}$ 个体的适应度值; f_i 为当前雄性或雌性个体的适应度值。

交配模式下, 个体位置更新的方式为

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 M_m \text{rand} \times [QX_{i,f}(t) - X_{i,m}(t)] \quad (15)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 M_f \text{rand} \times [QX_{i,m}(t) - X_{i,f}(t)] \quad (16)$$

式中: M_m 和 M_f 为雄性和雌性的交配能力。

$$M_m = \exp\left(-\frac{f_{i,f}}{f_{i,m}}\right) \quad (17)$$

$$M_f = \exp\left(-\frac{f_{i,m}}{f_{i,f}}\right) \quad (18)$$

如果蛇卵孵化成功即 $Egg = 1$ 时, 将选择最差的雄性和雌性, 用新的个体替换它们, 即

$$X_{worst,m} = X_{min} + \text{rand}(X_{max} - X_{min}) \quad (19)$$

$$X_{worst,f} = X_{min} + \text{rand}(X_{max} - X_{min}) \quad (20)$$

式中: $X_{worst,m}$ 和 $X_{worst,f}$ 分别为雄性蛇群和雌性蛇群中的最差个体位置。

SO 算法在达到最大迭代次数或设定的适应度阈值后, 返回位置最优的个体, 得到搜索空间中的最优解。

1.2 改进蛇优化算法

SO 算法是模仿蛇特殊交配行为, 发现并求解优

化问题的一种新型智能算法。该算法具有结构清晰、参数较少、精度较高、容易实现的优点, 但也存在后期寻优范围窄、全局搜索能力差等缺点。对此, 提出一种改进蛇优化算法, 其改进具体措施如下。

1.2.1 引入 SPM 映射

SO 算法采用的是随机初始化, 生成的蛇群遍历性差, 位置多样性缺失, 采用 SPM 映射来代替随机初始化, 可以使得种群在空间内的分布更加均匀, 从而弥补随机初始化的不足。根据文献[15]中 SPM 映射的方式先对蛇群位置进行种群初始化。

$$s(t+1) = \begin{cases} \text{mod}\left\{\frac{s(t)}{\eta} + \mu \sin[\pi s(t) + r, 1]\right\}, & 0 \leq s(t) < \eta \\ \text{mod}\left\{\frac{s(t)/\eta}{0.5 - \eta} + \mu \sin[\pi s(t) + r, 1]\right\}, & \eta \leq s(t) < 0.5 \\ \text{mod}\left\{\frac{1 - s(t)/\eta}{0.5 - \eta} + \mu \sin[\pi[1 - s(t)] + r, 1]\right\}, & 0.5 \leq s(t) < 1 - \eta \\ \text{mod}\left\{\frac{1 - s(t)}{\eta} + \mu \sin[\pi[1 - s(t)] + r, 1]\right\}, & 1 - \eta \leq s(t) < 1 \end{cases} \quad (21)$$

$$X_i = X_{min} + s(X_{max} - X_{min}) \quad (22)$$

式中: mod 为取模运算; $\eta \in (0, 1)$, $\mu \in (0, 1)$ 时, 系统处于混沌状态; r 为 $0 \sim 1$ 的随机数。

SPM 映射 3 000 个个体的数值、频数分布如图 1 和图 2 所示。

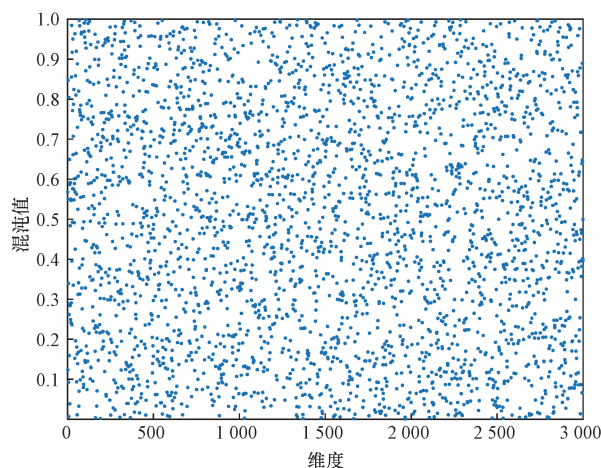


图1 SPM 映射数值分布

Fig. 1 Value distribution of SPM map

1.2.2 引入动态变异策略

SO 算法有一种独特的蛇群雄雌交配方式, 可以良好地遍历搜索空间。然而, SO 算法在迭代后期容易陷入局部最优解, 因此为了提高其局部搜索能力, 可以引入遗传算法的二进制动态变异策略^[16]。

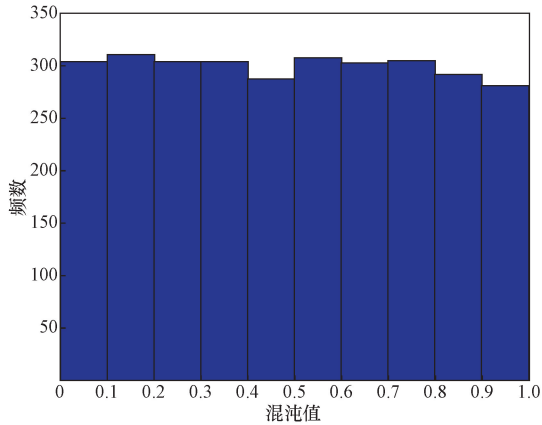


图2 SPM映射频数分布

Fig. 2 Frequency distribution of SPM map

在蛇群孵化新个体替代那些位置较差的个体时,采用这种策略能够帮助跳出局部最优解,提高找到最佳位置的概率。遗传算法的二进制动态变异策略具有很强的跳出局部最优解的能力,通过设置动态调整蛇个体变异的概率,保证种群中优秀个体的延续性,其数学模型为

$$p_m = \begin{cases} p_{m,\min} + (p_{m,\max} - p_{m,\min}) \left[\frac{t}{T} + \frac{f_i - \bar{f}}{2(f_{\max} - \bar{f})} \right], & f_i \geq \bar{f} \\ p_{c,\min}, & f_i < \bar{f} \end{cases} \quad (23)$$

$$p_{m,\max} = \begin{cases} 0.001, & t \leq \frac{T}{4} \\ 0.002, & \frac{T}{4} < t < \frac{3T}{4} \\ 0.003, & \frac{3T}{4} < t < T \end{cases} \quad (24)$$

式中: p_m 为种群个体变异概率; $p_{m,\max}$ 为变异概率的上限,与当前迭代次数 t 以及最大迭代次数 T 密切相关; $p_{c,\min}$ 为变异概率的下限; f_i 为当前个体适应度函数值; f_{\max} 为当前蛇群适应度函数的最大值; \bar{f} 为当前蛇群适应度函数的平均值。

1.3 蛇优化算法二进制处理

SO优化空间的值都是连续变量,但解决配电网故障定位问题时,馈线的状态只有0、1两种取值,所以要对连续变量进行二进制处理。文中在此提出一种蛇优化算法的二进制处理方式,采用映射函数对SO作二进制编码。在算法寻优过程中,为了保证蛇个体各位取值只能为0或1,采用改进sigmoid函数^[17]将蛇个体各位的取值压缩到[0, 1]区间内,改进后的sigmoid函数为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-10(x-0.5)}} \quad (25)$$

$$X = \begin{cases} 1, & f(x) > C \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (26)$$

式中: $f(x)$ 为将蛇群位置的数值压缩到[0, 1]区间内; C 为[0, 1]之间的固定常数,由于故障区段数主要少于正常区段数目,因此文中取值为0.6; X 为蛇各个位置的取值。

采用式(25)和式(26)进行实值映射,其结果如图3所示。可知,映射后的数值分布在0~1,确保了算法更新过程中蛇个体的多样性基础。

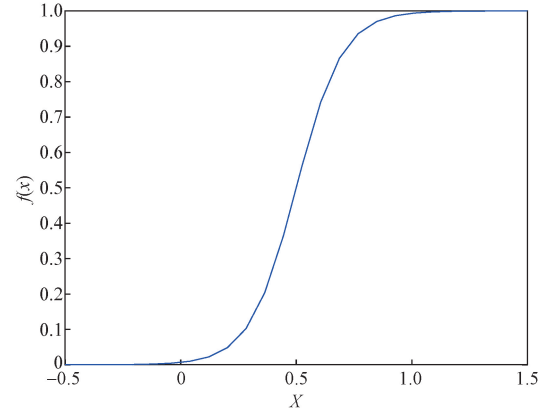


图3 改进 sigmoid 函数映射结果

Fig. 3 Improved sigmoid function mapping results

2 配电网故障区段定位模型

2.1 编码方式

分布式电源接入配电网的位置和功率等因素也会影响故障电流的编码方式,需要重新定义电流的正方向,并采用新的编码方式来适应分布式电源的接入^[18]。在配电网发生故障时,通过FTU设备对节点故障电流进行检测,以系统电源指向用户侧为馈线正方向,开关 j 的开关状态编码为

$$I_j = \begin{cases} 1, & \text{开关 } j \text{ 处流过正方向故障电流} \\ 0, & \text{开关 } j \text{ 处未流过故障电流} \\ -1, & \text{开关 } j \text{ 处流过反方向故障电流} \end{cases} \quad (27)$$

2.2 构建开关函数

设系统主电源到用户侧方向为正方向,节点开关与主电源之间为上游线路,余下部分为下游线路;根据开关处流过的电流与规定的正方向进行判断,若开关处电流与正方向相同,则向开关上游传输的电流为正支路电流,向开关下游传输的电流为负支路电流;若开关处电流与正方向相反,则向开关上游传输的电流为负支路电流,向开关下游传输的电流为正支路电流;若开关处未流过故障电流,则将相应的开关函数取值设为0^[19]。开关函数的定义为

$$I_j^*(X) = \prod_{j,d}^{L_2} x_{j,d} \left\{ \prod_u^{G_1} [D_u(1 - \prod_{j,S_u} x_{j,S_u})] \right\} - \prod_{j,d}^{L_1} x_{j,u} \left\{ \prod_u^{G_2} [D_d(1 - \prod_{x_j,S_d} x_{j,S_d})] \right\} \quad (28)$$

式(27)中: Π 表示逻辑或运算; D_u 、 D_d 为开关 j 上、下游分布式电源的投切状态,接入取1,退出取0; L_1 、 L_2 为开关 j 上、下游馈线数量; G_1 、 G_2 为开关 j 上、下游电源接入数量; $x_{j,u}$ 、 $x_{j,d}$ 为开关 j 上、下游馈线运行状态,区段故障时值为1,正常运行时值为0; x_{j,S_u} 、 x_{j,S_d} 为开关 j 到上游电源 S_u 、下游电源 S_d 路径间的馈线运行状态; $I_j^*(X)$ 为开关 j 的状态期望值。

2.3 构建适应度函数

基于主动配电网的故障定位中,开关节点上的FTU容易受到雷电、磁场或其他外部因素的影响,导致FTU上传的过流信息出现畸变,FTU故障电流信息的定位原则是通过寻求各节点电流的上传值 I_j 与实际值 I_j^* 最高相似度来确定故障位置^[20]。适应度函数的定义为

$$F_{\min} = \sum_{j=1}^P |I_j \oplus I_j^*(x)| + \omega \sum_{i=1}^Y |x_i| \quad (29)$$

式(28)中: \oplus 为广义的“异或”运算,即 I_j 与 $I_j^*(x)$ 信号值不同取1,相同取0; ω 为反映运行系统馈线故障总数的权重,取0.5; x_i 为馈线运行状态值,故障时取值1,反之为0; P 为开关节点总数; Y 为系统所有馈线数。

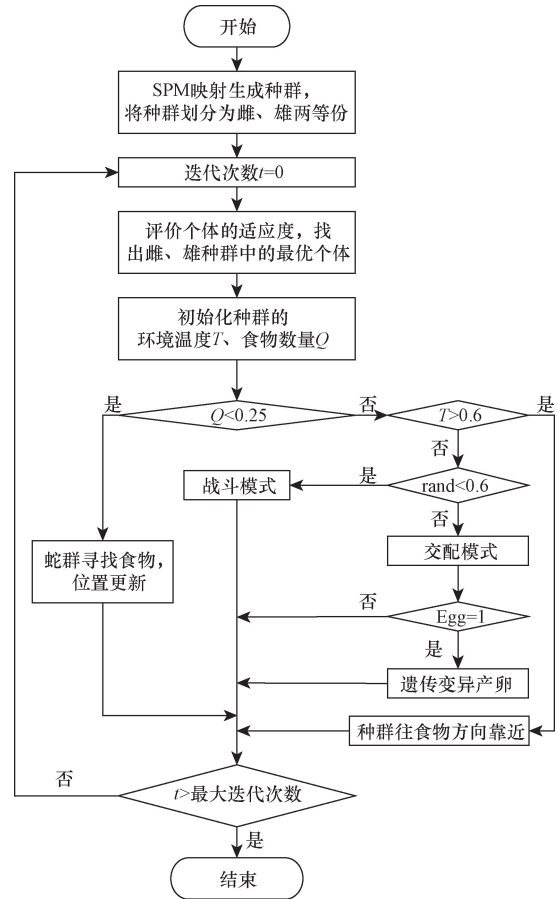
通过计算上传信号与期望信号之间的相似度来反映算法对于故障位置的定位精度,其值越小则表示算法的定位结果越精准。

3 故障流程

基于改进二进制蛇优化算法的故障定位流程如图4所示。从如图4可知,改进的算法以蛇优化算法为主体,引入SPM映射提升生成蛇群的多样性,通过蛇优化算法的觅食和交配行为更新故障点定位信息,当蛇群在开发阶段交配行为下新个体易失去多样性,将蛇优化算法产卵后的位置更新结合遗传算法的变异原理,可以扩大搜索空间,加快算法收敛速度,并且可以避免陷入局部最优解。

4 算例分析

本次实验是在通过运行MATLAB2022a实现的。以图5所示的IEEE26节点系统为例进行仿真,S为主电源;编号1~26为开关节点;在节点11、7、26接入 DG_1 、 DG_2 和 DG_3 分布式电源;控制分布



Egg表示雌、雄蛇个体交配后是否成功产卵,成功产卵时取1,否则取0

图4 故障定位流程

Fig. 4 Flowchart for fault location

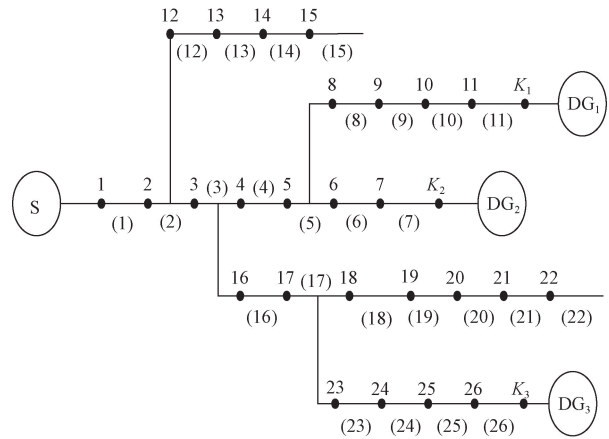


图5 含DG的配电网模型

Fig. 5 Model of distribution network with DGs

式电源的断开与接入开关为 K_1 、 K_2 和 K_3 ;编号(1)~编号(26)为馈线区段。对改进蛇群算法参数设置为:蛇群个体数目为50;蛇群迭代次数为30;蛇群个体生成的边界为 $X_{\max} = 4$, $X_{\min} = -4$ 。

4.1 单区段故障仿真

为研究单点故障时分布式电源接入配电网的情况不同、FTU上传信号发生畸变对基于改进二进

制蛇优化算法故障定位的影响,如图5所示IEEE26系统进行单点故障定位做了4类实验,如表1所示。当馈线(4)发生故障时,FTU上传的故障电流的编码为[1, 1, 1, 1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, 0, 0, 0, 0, -1, -1, 0, 0, 0, 0, 0, -1, -1, -1],对该类故障进行30次实验,随机一次的实验结果如图6所示。

从表1可知,将分布式电源都接入系统,馈线(4)仅发生单区段故障且没有信号畸变,实验的平均迭代次数为11.53,目标适应度为0.5。当馈线(9)发生单区段故障且有单信息畸变,DG3断开时,平均迭代次数为11.8,目标适应度为1.5。当馈线(16)和馈线(23)发生单区段故障且有双信息畸变,平均迭代次数为11.87和11.27,目标适应度都为2.5。仿真结果表明DG接入变化、FTU信号畸变等情况下,所用的定位算法对于单重故障定位结果准确。

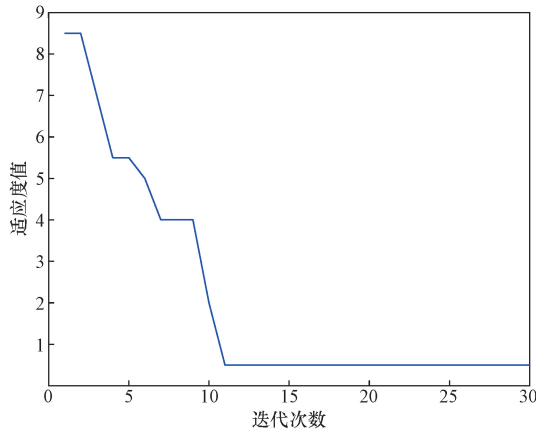


图6 馈线(4)单区段故障
Fig.6 Single fault of feeder (4)

4.2 多区段故障仿真

如图5所示,IEEE26系统进行多区段故障仿真。具体结果如表2所示,将分布式电源都接入系统,馈线(4)、和馈线(24)仅发生单区段故障且没有信号畸变,实验的平均迭代次数为11.8,目标适应度为1。

当馈线(9)和馈线(25)发生故障且7号节点畸变,DG3断开时,实验的平均迭代次数为11.4,目标适应度为2。馈线(9)和馈线(25)多区段故障时的仿真结果如图7所示,表明在DG接入变化、FTU信号畸变等情况下,所用的定位算法对于多重故障能够准确定位,具有较高稳定性,能应对复杂工况。

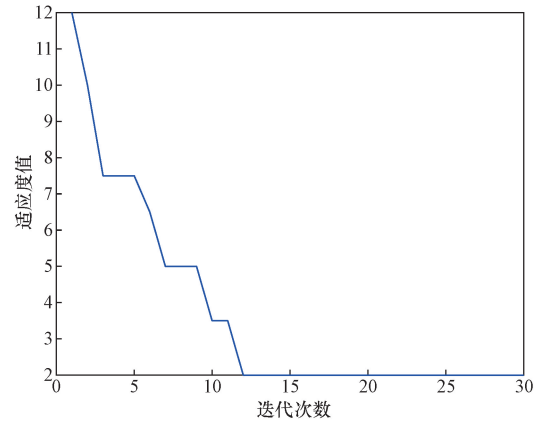


图7 馈线(9)和馈线(25)多区段故障
Fig.7 Multiple fault of feeder (9) and (25)

4.3 算法性能对比

为了进一步验证改进后的蛇优化算法在单重故障、多重故障、信号畸变等复杂工况下的性能优势,对表1中的第一种及表2中的4种工况使用蛇优化算法、传统二进制粒子群算法以及二进制遗传算法分别与之进行对比实验。

假设区段(4)发生故障,3个分布式电源均投入运行,无信号畸变,得到4种算法的对比结果图,如图8所示;假设区段(23)、(6)、(10)发生故障,3个分布式电源均投入运行,节点9处信号由1畸变为-1,节点20处信号由0畸变为1,得到4种算法结果对比图,如图9所示。

由图8和图9可以看出,IBSO算法在迭代到第11次时即可准确定位故障位置,得益于对蛇优化算法在蛇群初始化期间引入SPM混沌映射,提高了蛇

表1 单区段故障仿真结果

Table 1 Single fault simulation results

$[K_1, K_2, K_3]$	故障区段	畸变节点	FTU上传的信息	平均迭代次数	输出结果	目标适应度
[1,1,1]	(4)	无	[1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 0 0 0 0 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 0 0 0 0 -1 -1 -1]	11.53	(4)	0.5
[1,1,0]	(9)	7(-1→1)	[1 1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 -1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]	11.80	(9)	1.5
[1,0,1]	(16)	8(-1→1),25(-1→0)	[1 1 1 -1 -1 0 0 1 -1 -1 -1 -1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]	11.87	(16)	2.5
[1,1,1]	(23)	9(-1→0),20(0→1)	[1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 0 -1 -1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]	11.27	(23)	2.5

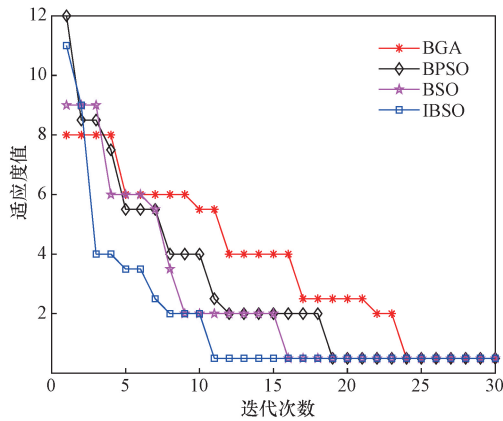


图8 单重故障无畸变下算法比较

Fig. 8 Algorithm comparison for single fault without distortion

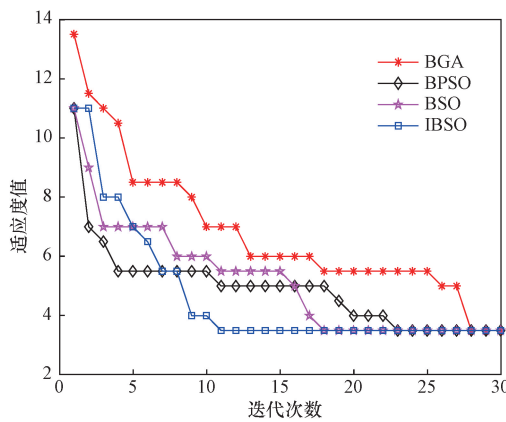


图9 多重故障有畸变下算法比较

Fig. 9 Algorithm comparison for multiple faults with distortion

群质量,并设计了动态变异策略,提高蛇群在局部搜索的能力,使得应对多种故障外加信息畸变的复杂环境下 IBSO 算法在迭代次数上明显更具优势,而 BGA、BPSO、BSO 算法在单重故障无畸变工况下,分别在第 24 次、19 次、16 次迭代才能定位到故障位置,在多重故障有畸变工况下,寻优能力明显减弱,需在第 28 次、23 次、18 次迭代才能定位到故障位置。所以 IBSO 算法不管是在单重故障无畸变工况还是在多重故障有畸变工况下,寻优能力、全局收敛能力更优,具有显著的求解速度。

为进一步表明 IBSO 算法改进的有效性,以及论证在快速性、准确率和容错率三个方面的提升效果。对表 1 和表 2 出现的 8 种工况,每种工况用 4 种算法下进行 100 次故障定位实验,统计出平均求解时间和正确次数,对比结果如表 3 和表 4 所示。

从表 3 和表 4 可以看出,配电网突发多种故障、分布式电源突发断开和 FTU 上传信号畸变的多种情况下,4 种算法模型都能够产生较高的正确率,但 IBSO 算法模型的平均求解时间最短,且 100% 正确率,平均求解时间也都在 0.5 s 左右,所以改进二进制蛇优化算法在应用到配电网故障区段定位问题上具有较好的快速性和容错性。

综合上述,改进二进制蛇优化算法能有效定位含分布式电源配电网出现的复杂故障,并通过仿真验证得到,在保证定位准确率的基础上,显著提高了定位速度,对推动该领域的技术水平不断提高提供了借鉴。

表 2 多区段故障仿真结果

Table 2 Multiple fault simulation results

$[K_1, K_2, K_3]$	故障区段	畸变节点	FTU 上传的信息	平均迭代次数	输出结果	目标适应度
$[1, 1, 1]$	(4)、(24)	无	$[1\ 1\ 1\ 1\ -1\ -1\ -1\ -1\ -1\ -1\ -1\ 0]$ $0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ -1\ -1]$	11.80	(4)、(24)	1
$[1, 1, 0]$	(9)、(25)	7(-1→1)	$[1\ 1\ 1\ 1\ 1\ -1\ 1\ 1\ 1\ -1\ -1\ 0]$ $0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 1\ 0]$	11.40	(9)、(25)	2
$[1, 0, 1]$	(16)、(7)	8(-1→0) 25(-1→1)	$[1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 0\ -1\ -1\ -1\ 0\ 0]$ $0\ 0\ 1\ -1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ -1\ -1\ 1\ -1]$	11.50	(16)、(7)	3
$[1, 1, 1]$	(23)、(6)、(10)	9(1→-1) 20(0→1)	$[1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ -1\ 1\ -1\ 1\ -1\ 0\ 0]$ $0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 1\ -1\ -1\ -1]$	11.67	(23)、(6)、(10)	3.5

表 3 4 种算法平均求解时间对比

Table 3 Comparison of the average solving time of four algorithms

$[K_1, K_2, K_3]$	故障区段	畸变节点	平均求解时间/s			
			BGA	BPSO	BSO	IBSO
$[1, 1, 1]$	(4)	无	0.893 8	0.876 8	0.613 8	0.512 0
$[1, 1, 0]$	(9)	7	0.680 6	0.679 9	0.596 3	0.495 4
$[1, 0, 1]$	(16)	8、25	0.672 8	0.646 4	0.585 9	0.485 6
$[1, 1, 1]$	(23)	9、20	0.865 0	0.864 9	0.637 8	0.586 0
$[1, 1, 1]$	(4)、(24)	无	0.842 3	0.807 8	0.666 0	0.550 6
$[1, 1, 0]$	(9)、(25)	7	0.771 9	0.758 6	0.664 8	0.564 6
$[1, 0, 1]$	(16)、(7)	8、25	0.744 7	0.729 9	0.660 5	0.557 1
$[1, 1, 1]$	(23)、(6)、(10)	9、20	0.835 0	0.834 9	0.667 4	0.557 6

表4 4种算法正确次数对比
Table 4 Comparison of correct times of four algorithms

$[K_1, K_2, K_3]$	故障区段	畸变节点	正确次数			
			BGA	BPSO	BSO	IBSO
[1,1,1]	(4)	无	82	88	95	100
[1,1,0]	(9)	7	80	84	95	100
[1,0,1]	(16)	8,25	80	86	93	100
[1,1,1]	(23)	9,20	84	87	93	100
[1,1,1]	(4)、(24)	无	85	89	95	100
[1,1,0]	(9)、(25)	7	83	88	94	100
[1,0,1]	(16)、(7)	8,25	83	89	94	100
[1,1,1]	(23)、(6)、(10)	9,20	85	88	93	100

5 结论

(1)通过引入 SPM 混沌映射,映射的轨迹分布在整个数据范围,使初始种群具有更好的遍历性;再在个体繁殖产卵阶段加入遗传算法的动态变异策略,可以根据不同的搜索状态和进化阶段来调整变异率和变异方式,以加强收敛性和优化能力,防止算法陷入局部最优。

(2)算例仿真测试证明改进二进制蛇优化算法在含分布式电源配电网中单重、多重故障和无信号、单信号、多信号畸变条件下具有准确的故障定位能力和快速的收敛性,能满足复杂多变的新型配电网故障定位要求。

(3)通过算例仿真,将普通蛇优化算法、传统二进制粒子群算法以及遗传算法与改进二进制蛇优化算法进行对比,结果表明改进二进制蛇优化算法能够快速收敛、定位时间短和准确性更高,具有较强的容错性及适用性。其中 IBSO 算法的平均定位时间和准确率上比 BSO 算法分别提升了 16.6% 和 5%,IBSO 算法的定位准确率达到 100%,对应用于含分布式电源配电网故障定位,解决实际工程问题有切实可行性。

参 考 文 献

- [1] 刘煜,王俊江,焦青,等. 含分布式电源的配电网故障定位改进矩阵算法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(34): 186-190.
Liu Yu, Wang Junjiang, Jiao Qing, et al. An improved matrix algorithm for fault location of distribution networks with distributed generation[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(34): 186-190.
- [2] 郑聪,周海峰,郑东强,等. 基于改进多元宇宙算法的主动配电网故障定位方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(2): 169-179.
Zheng Cong, Zhou Haifeng, Zheng Dongqiang, et al. An active distribution network fault location method based on improved multi-universe algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(2): 169-179.
- [3] 杨国华,冯骥,柳萱,等. 基于改进秃鹰搜索算法的含分布式电源配电网分区故障定位[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(18): 1-9.
Yang Guohua, Feng Ji, Liu Xuan, et al. Fault location of a distribution network hierarchical model with a distribution generator based on BES[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(18): 1-9.
- [4] 吉兴全,张朔,张玉敏,等. 基于 IELM 算法的配电网故障区段定位[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(22): 157-166.
Ji Xingquan, Zhang Shuo, Zhang Yumin, et al. Fault section location for distribution network based on improved electromagnetism-like mechanism algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(22): 157-166.
- [5] 彭志远,谷湘煜,周仁彬,等. 变电站密闭空间中设备故障的智能判定方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(24): 10350-10355.
Peng Zhiyuan, Gu Xiangyu, Zhou Renbin, et al. Intelligent judgment method of equipment fault in substation confined space[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(24): 10350-10355.
- [6] 赵乔,王增平,董文娜,等. 基于免疫二进制粒子群优化算法的配电网故障定位方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(20): 83-89.
Zhao Qiao, Wang Zengping, Dong Wenna, et al. Research on fault location in a distribution network based on an immune binary particle swarm algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(20): 83-89.
- [7] 麦章渠,曾颖,张禄亮,等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的有源配电网故障定位[J]. 智慧电力, 2022, 50(11): 104-111.
Mai Zhangqu, Zeng Ying, Zhang Luliang, et al. Fault location of active distribution network based on improved harris hawks optimization algorithm[J]. Smart Power, 2022, 50(11): 104-111.
- [8] 张雅婷,郭亮,郭达,等. 改进量子遗传算法在含分布式电源配电网中的应用[J]. 电测与仪表, 2023, 60(11): 130-135.
Zhang Yating, Guo Liang, Guo Da, et al. Application of improved quantum genetic algorithm in distribution network with distributed generation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(11): 130-135.
- [9] 李善寿,徐超赞,吴月月,等. 含分布式电源配电网故障定位交互式二进制蝙蝠算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2022, 34(4): 595-603.
Li Shanshou, Xu Chaozan, Wu Yueyue, et al. Interactive binary bat algorithm for fault location in distribution network with distributed generation[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2022, 34(4): 595-603.

- 595-603.
- [10] 刘科研,董伟杰,肖仕武,等. 基于电压数据 SVM 分类的有源配电网故障判别及定位[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2369-2379.
Liu Keyan, Dong Weijie, Xiao Shiwu, et al. Fault identification and location of active distribution network based on SVM classification of voltage data[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2369-2379.
- [11] 胡珏,韦钢,谢素娟,等. 基于人工鱼群算法的主动配电网故障定位[J]. 智慧电力, 2020, 48(6): 112-118, 124.
Hu Jue, Wei Gang, Xie Sujuan, et al. Active distribution network fault location method based on artificial fish swarm algorithm[J]. Smart Power, 2020, 48(6): 112-118, 124.
- [12] 齐振兴,张倩,丁津津,等. 基于特征迁移和深度学习的配电网故障定位[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(33): 14752-14758.
Qi Zhenxing, Zhang Qian, Ding Jinjin, et al. Fault location in distribution networks based on feature transfer and deep learning[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(33): 14752-14758.
- [13] Hashim F A, Hussien A G. Snake optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Knowledge-based Systems, 2022, 242: 108320.
- [14] 李圣涵,叶琳琳. 基于蛇优化算法的 Otsu 图像分割方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(2): 30-37.
Li Shenghan, Ye Linlin. Otsu image segmentation method based on snake optimization algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(2): 30-37.
- [15] 班多哈,吕鑫,王鑫元. 基于一维混沌映射的高效图像加密算法[J]. 计算机科学, 2020, 47(4): 278-284.
Ban Duohan, Lü Xin, Wang Xinyua. Efficient image encryption algorithm based on 1D chaotic map[J]. Computer Science, 2020, 47(4): 278-284.
- [16] 王泽鹏. 基于动态遗传算法的共享配送模式研究[J]. 运筹与管理, 2021, 30(12): 115-122.
Wang Zepeng. Study of sharing distribution model based on dynamic genetic algorithm[J]. Operations Research and Management Science, 2021, 30(12): 115-122.
- [17] 甄永琦,蒋伟. 改进灰狼算法在配电网故障定位中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(11): 200-205.
Zhen Yongqi, Jiang Wei. Application of improved grey wolf algorithm in fault location of distribution network[J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(11): 200-205.
- [18] 任志玲,刘卫东,杨柳,等. 基于改进鸽群算法的含分布式电源配电网故障定位[J]. 电源学报, 2022, 20(4): 171-178.
Ren Zhiling, Liu Weidong, Yang Liu, et al. Fault location of distribution network with distributed generations based on improved pigeon-inspired optimization algorithm[J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(4): 171-178.
- [19] 程云祥,李阳,卢芳,等. 多源信息辅助分区的主动配电网故障区段定位[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(17): 147-154.
Cheng Yunxiang, Li Yang, Lu Fang, et al. Fault-section location for active distribution networks assisted by multi-source information[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(17): 147-154.
- [20] 郭上华,王钢. 融合 FTU 和配变告警信息的有源配电网故障定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(22): 92-99.
Guo Shanghua, Wang Gang. An active distribution network fault location method based on FTU and transformer alarm information[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(22): 92-99.