



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2407686

引用格式:魏福,曾祥军,马鹏欢,等.基于二进制类电磁机制算法的配电网故障定位[J].科学技术与工程,2025,25(22):9381-9388.

Wei Fu, Zeng Xiangjun, Ma Penghuan, et al. Fault location for distribution network based on binary electromagnetism-like mechanism algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(22): 9381-9388.

基于二进制类电磁机制算法的配电网故障定位

魏福^{1,2}, 曾祥军^{1,2*}, 马鹏欢³, 李求新^{1,2}, 陈中闲^{1,2}

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 宜昌 443000; 2. 梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室, 宜昌 443000;
3. 国网宁夏电力有限公司电力科学研究院, 银川 750011)

摘要 为解决类电磁机制 (electromagnetism-like mechanism, ELM) 算法在配电网故障定位问题中存在的收敛速度较慢且易陷入局部最优的问题, 提出了一种改进的二进制类电磁机制 (binary electromagnetism-like mechanism, BELM) 算法。首先引入 Sobol 序列初始化种群, 以保证初始种群的质量; 其次, 基于适应度值将种群划分为优质种群和普通种群, 并针对这两个子种群分别采用最优粒子引导策略和基于 XOR 运算的局部搜索策略, 前者引导优质粒子前往潜在最佳位置, 加快收敛速度; 后者通过与精英粒子的信息交流, 进行全局探索和丰富种群多样性。最后通过对合力计算和粒子移动规则的改进, 进一步改善算法搜索效率。仿真实验结果表明, 相较于其他算法, 所提算法在配电网定位故障问题中具有准确率高、收敛速度快等优点。

关键词 配电网; Sobol 序列; 局部搜索; 故障定位; 类电磁机制算法

中图分类号 TM773;

文献标志码 A

Fault Location for Distribution Network Based on Binary Electromagnetism-like Mechanism Algorithm

WEI Fu^{1,2}, ZENG Xiang-jun^{1,2*}, MA Peng-huan³, LI Qiu-xin^{1,2}, CHEN Zhong-xian^{1,2}

(1. College of Electrical and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443000, China;
2. Hubei Key Laboratory of Cascaded Hydropower Stations Operation & Control, Yichang 443000, China;
3. State Grid Ningxia Electric Power Research Institute, Yinchuan 750011, China)

[Abstract] To address the issues of slow convergence speed and susceptibility to local optima in ELM (electromagnetism-like mechanism) algorithm for fault location problems in distribution networks, BELM (binary electromagnetism-like mechanism) algorithm was proposed. First, the Sobol sequence was introduced to initialize the population to ensure the quality of the initial population. Second, based on the fitness value, the population was divided into a high-quality population and an ordinary population, and an optimal particle guidance strategy and a local search strategy based on the XOR operation were adopted for these two sub-populations, respectively, the former guides the high-quality particles to the potentially optimal location to accelerate the convergence speed, the latter performs global exploration and enriches the diversity of the population by exchanging information with the elite particles. Finally, the search efficiency of the algorithm was further improved by the improvement of the combined force calculation and particle movement rules. The simulation results show that compared with other algorithms, the proposed algorithm demonstrates superior accuracy and rapid convergence in locating faults within distribution networks.

[Keywords] distribution network; Sobol sequence; local search; fault location; electromagnetism-like mechanism algorithm

配电网作为负荷和上级电网承接的关键桥梁, 其出现故障的次数占据了电力系统总故障的 80% 以上^[1], 快速准确地定位配电网故障对可靠、稳定地向用户输送电能具有重要意义^[2]。近年来在“双碳”目标和新型电力系统建设的大背景下, 分布式电源 (distributed generation, DG) 在配电网中的大

量接入, 导致配电网的拓扑结构愈加复杂; 同时 DG 的接入也显著增加了配电网故障特性的不确定性, 给配电网故障区段定位带来严峻挑战^[3-4]。因此, 有必要研究新的故障定位算法来满足 DG 高渗透的配电网故障区段快速准确定位需求。

随着配电网自动化技术的进步, 当配电网出现

收稿日期: 2024-10-16; 修订日期: 2025-05-14

基金项目: 国网宁夏电科院科技项目 (B329DK23000Z)

第一作者: 魏福 (1999—), 男, 汉族, 甘肃平凉人, 硕士研究生。研究方向: 配电网故障诊断与定位。E-mail: 717904446@qq.com。

* 通信作者: 曾祥军 (1992—), 男, 汉族, 湖北石首人, 博士, 讲师。研究方向: 基于数据驱动的电力设备状态监测、风电机组的故障诊断。
E-mail: sxdxzxj@ctgu.edu.cn。

故障时,安装在各配网设备处的馈线终端单元(feeder terminal unit, FTU)能及时将与故障相关的信息上传至数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA),进而定位故障区段。目前基于馈线终端单元(feeder terminal unit, FTU)故障信息定位故障区段的方法主要包括两种:矩阵法和智能优化算法^[5]。矩阵法的思想是通过网络拓扑矩阵,与 FTU 上传的故障信息矩阵构建故障判别矩阵,以此达到定位故障区段的目的。此类方法原理简单、定位迅速,但容错性差^[6-8]。智能优化算法的基本思路是先将配电网故障定位问题转换为二进制优化问题,以开关函数逼近为基本目标建立优化模型,然后通过优化算法求解模型来确定故障区段。由于该方法具有高容错性、通用强等特点^[9-12],迄今为止已有多种优化算法用于配电网故障定位问题,并取得了较为良好的效果。文献[13]将免疫算法的抗体浓度调节机制、免疫选择操作与二进制粒子群算法结合,并建立记忆细胞单元存储优质抗体,保证更新后的群体质量。改进后的算法有效提升了算法的收敛速度和准确率。文献[14]针对鸽群算法的指南针因子和鸽群数量迭代公式进行了改进,结果表明改进后的算法在容错能力和跳出局部最优方面均有所提升。文献[15]在多元宇宙算法中融入自适应精英及突变策略,并设计了基于非线性曲线变化的虫洞存在概率和旅行距离率更新机制,实验表明改进后的算法能够有效解决含分布式电源的配电网故障定位问题。文献[16]提出了一种改进的量子退火算法,通过混沌优化产生初始温度值和磁场强度值,从而避免算法迭代冗余和参数值选取复杂的问题,并利用具备升温特点的温度衰减函数增强算法陷入局部最优时的搜索能力。实验表明改进后的算法在准确率、容错性和全局寻优能力均有所提升。

除上述优化算法外, Birbil 等^[17]提出的类电磁机制(electromagnetism-like mechanism, ELM)算法,该算法因原理简单、调整参数少被广泛应用于求解配电网故障定位问题。文献[18]将 ELM 算法应用于配电网故障定位,并通过与遗传算法的比较,验证了其在配电网故障定位模型中的可行性和优势。在此基础上,文献[19]提出了基于分层处理和全局寻优思想的降维策略,并对 ELM 算法进行了改进,忽略全局电荷对单一电荷的影响,强化单一电荷对最优电荷的学习能力,从而提升其全局寻优能力和运算效率。虽然以 ELM 算法为基础的优化算法在故障定位问题中取得了良好的效果,但文献[18-19]忽视了局部搜索对 ELM 算法的探索能力、收敛速度

的影响。

针对以上 ELM 算法存在的不足,现提出基于二进制类电磁机制(binary electromagnetism-like mechanism, BELM)算法的配电网故障定位方法。该方法引入 Sobol 序列产生分布均匀的种群以确保初始种群的质量;其次基于适应度值将种群划分为优质种群和普通种群,并设计一种双局部搜索机制,以平衡算法的收敛速度和跳出局部最优的能力。最后对合力的计算公式和粒子移动规则进行改进,进一步提升算法的搜索效率。在含分布式电源的 IEEE 33 节点进行仿真实验,结果表明所提算法在配电网故障定位问题上有较高的准确率和收敛性能。

1 配电网故障定位模型

1.1 编码方式

将配备 FTU 的配电设备视为节点,每两个节点之间的线路称为区段。节点编码是将 FTU 采集的节点电流信息与预设的电流信息进行比较,得到两个结果进行二进制编码。当区段出现故障时,流经节点的电流大于整定电流量为 1,反之为 0。故障定位模型中,区段状态 S_i 同样有两种表示形式,1 表示区段发生故障,0 表示未发生故障。当 DG 接入电网后,配电网发生故障后难以确定电流方向,因此需要规定配电网功率的正方向^[20]。任选一个系统电源作为主电源,从主电源到负载、DG 的方向视为正方向,当流经节点的故障电流与规定正方向同向,节点状态为 1;故障电流与规定正方向反向,节点状态为 -1;节点未流经过故障电流时,节点状态为 0。节点 I_j 编码为

$$I_j = \begin{cases} 1, & \text{正向故障电流} \\ 0, & \text{无故障} \\ -1, & \text{反向故障电流} \end{cases} \quad (1)$$

1.2 开关函数

开关函数是一种用于描述区段状态与节点状态之间关联关系的数学模型。根据配电网区段和节点的编码情况,根据配电网的区段和节点编码情况,任意节点 j 到系统主电源之间的区段被定义为该节点的上游区域,其下游区域为该节点与负载或 DG 之间的区段。开关函数公式为

$$\begin{cases} I_{ju}(s) = \prod_u^{M_x} [k_u (1 - \prod_{j, su} s_{j, us})] \prod_{j, d}^{N_x} s_{j, d} \\ I_{jd}(s) = \prod_d^{N_x} [k_d (1 - \prod_{j, sd} s_{j, ds})] \prod_{j, u}^{M_x} s_{j, u} \\ I_j(s) = I_{ju}(s) - I_{jd}(s) \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: I_{ju} 、 I_{jd} 为节点 j 上游、下游部分的开关函

数; I_j 为节点 j 的开关函数; $s_{j,us}$ 表示节点 j 至上游电源区段 u 的状态; $s_{j,ds}$ 表示节点 j 至下游电源区段 d 的状态; M_s 、 N_s 分别为节点 j 上游、下游的电源数量; $s_{j,u}$ 、 $s_{j,d}$ 分别为节点 j 上游、下游区段 u 的状态; M_x 、 N_x 分别为节点 j 上游、下游总区段数; k_u 、 k_d 为DG的接入情况,DG接通时值为1,否则为0。

1.3 适应度函数

适应度作为优化算法评估解的质量的关键,能够量化地反映出解的优劣。具体表达式为

$$F(s) = \sum_{j=1}^N [I_j - I_{ej}(s)] + \theta \sum_{j=1}^M |s_j| \quad (3)$$

式(3)中: I_j 为第 j 个开关节点的实际故障电流信息; I_{ej} 为第 j 个开关节点的期望故障电流值; s_j 为第 j 个区段的状态; N 为配电网的开关节点总数; M 为配电网的总区段数; θ 为防止算法出现多解误判问题的权重系数,一般取0.5; $\sum_{j=1}^M |s_j|$ 为所有故障馈线段的总和。

综上所述,配电网故障定位模型可以表示为一个具有0-1离散约束条件的优化问题,即

$$\begin{cases} \min F(\mathbf{x}) \\ \mathbf{x} = [v_1, v_2, \dots, v_N] \in Z^N \\ v_i = \{0, 1\}, \quad 1 \leq i \leq N \end{cases} \quad (4)$$

2 改进的二进制类电磁机制算法

2.1 ELM算法

ELM算法是一种启发式算法,旨在处理连续变量的无约束优化问题。其主要思想受电磁学理论的启发,将每个候选解看作一个带电粒子,其电荷量与适应度函数值相关,两个粒子之间存在电磁力,因此算法通过吸引-排斥原理来获得最优解^[21]。该算法主要有4部分构成:初始化、局部搜索、合力计算、移动粒子。

(1)初始化。在可行域中随机产生 n 个粒子 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 作为初始种群,其中 $\mathbf{x}_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^m)$, m 为问题的维数。计算最优粒子 \mathbf{x}_{best} ,即适应度值最小的粒子^[22]。

(2)局部搜索。局部搜索是在解空间的一个有限区域内进行更加精细的搜索,以改进当前候选解。ELM算法中将简单的随机线性搜索作为局部搜索机制,有两个参数 L_{STTER} 和 d ,分别代表邻域搜索的迭代次数和乘子。对每个粒子的每一维按照一定的步长进行搜索,如果在搜索过程中寻找到更加优质的粒子,则更新当前粒子。

(3)合力计算。合力计算基于电磁理论原理:作用在粒子上的力与其他粒子的电荷量的乘积成

正比,与粒子间的距离成反比。在计算合力之前,需要先确定粒子的电荷量,每个粒子的电荷量与目标函数值有关,目标值越好,则该粒子的电荷量越大。电荷量计算公式为

$$q_i = \exp \left\{ -m \frac{f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_{best})}{\sum_{k=1}^n [f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}_{best})]} \right\} \quad (5)$$

式(5)中: q_i 为第 i 个粒子的电荷量; $f(\mathbf{x}_i)$ 、 $f(\mathbf{x}_k)$ 分别为第 i 、第 k 个粒子的适应度值; $f(\mathbf{x}_{best})$ 为最优粒子 \mathbf{x}_{best} 的适应度值; n 为种群的规模; m 为粒子的维度。

计算粒子的电荷量后,第 i 个粒子的总合力 F_i 计算公式为

$$F_i = \sum_{i \neq j}^n \begin{cases} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) \frac{q_i q_j}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}, & f(\mathbf{x}_i) \leq f(\mathbf{x}_j) \\ (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i) \frac{q_i q_j}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}, & f(\mathbf{x}_i) > f(\mathbf{x}_j) \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中: q_i 和 q_j 为第 i 、第 j 个粒子的电荷量; $f(\mathbf{x}_i)$ 、 $f(\mathbf{x}_j)$ 为第 i 、第 j 个粒子的适应度值; $\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2$ 是第 i 、第 j 个粒子之间的欧式距离。

(4)粒子移动。在ELM算法中,第 i 个粒子的位置更新由本次迭代所计算的合力 F_i 决定,因此移动公式为

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i + \lambda \frac{F_i}{\|F_i\|} \mathbf{R}_{NG} \quad (7)$$

式(7)中: λ 为(0,1)间的随机数; \mathbf{R}_{NG} 为一个向量,表达式为 $\mathbf{R}_{NG} = (u_1, u_2, \dots, u_n)$,其分量表示向对应的上边界 u_k 或下边界 l_k 移动的可行步长。

2.2 改进二进制类电磁机制算法

针对ELM算法在故障定位中收敛速度慢和易陷入局部最优等问题,本文研究中提出了一种改进的二进制类电磁机制算法,以提高ELM算法在故障定位问题的收敛速度和寻优效率。

2.2.1 基于Sobol序列的种群初始化

智能优化算法在求解问题前无法预知最优解的位置,初始种群必须充分覆盖解空间,以确保能高效、迅速地向全局最优解收敛^[23]。而传统的ELM算法通过伪随机序列进行初始化,这可能使得初始种群多样性差、分布不均匀等易使得算法提前收敛。为克服伪随机序列存在的不足,本文研究采用Sobol序列初始化种群,Sobol序列能在保证随机性的前提下,在给定空间内保证其任意长度的子序列都能均匀的填充整个函数空间^[24]。Sobol序列与随机序列分布如图1所示。

传统ELM算法采用简单的随机线性搜索策略,

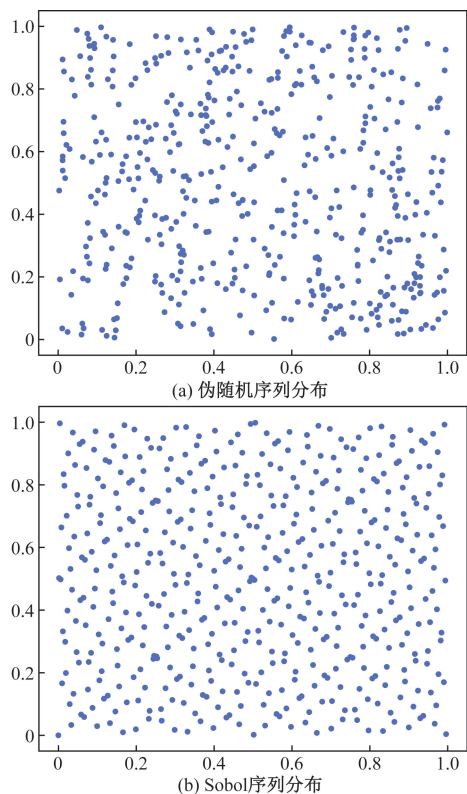


图1 Sobol序列与伪随机序列分布图

Fig. 1 Distribution of Sobol sequence and random sequence

探索效率较低,从而使得算法求解时易陷入局部最优且无法跳出。为弥补传统 ELM 算法局部搜索能力不足,本文研究中设计了一种双局部搜索策略,首先基于适应度值对种群进行升序排序,将前 50% 种群视为优质种群,剩余种群视为普通种群。其中优质种群基于其中粒子与最优粒子间的相似度进行位置更新,重在局部开发,引导粒子朝高质量方向进化;普通种群通过 XOR 运算更新粒子位置,重在全局探索和维持种群多样性,避免后期种群过度聚集。

2.2.2 最优粒子引导局部搜索

优质种群由适应度较小、携带高质量信息的优质粒子构成。为充分引导优质粒子进化,将优质种群中的粒子与最优粒子之间的相似度作为粒子在当前迭代中某一维度改变的概率,使得粒子在进化过程中始终围绕在最佳位置附近搜索。具体通过式(8)实现。

$$D(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{best}}) = \frac{f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_{\text{best}})}{f(\mathbf{x}_{\text{max}}) - f(\mathbf{x}_{\text{min}})} \quad (8)$$

式(8)中: $D(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{best}})$ 为某一次迭代过程中粒子 \mathbf{x}_i 与最优粒子 \mathbf{x}_{best} 适应度差值的归一化值; \mathbf{x}_{max} 为优质种群适应度值最大的粒子; $f(\mathbf{x}_i)$ 、 $f(\mathbf{x}_{\text{max}})$ 、 $f(\mathbf{x}_{\text{best}})$ 为优质种群第 i 个粒子、最差粒子、最优粒子的适应度函数。

$$H(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{k=1}^n x_k \oplus y_k \quad (9)$$

式(9)中: $H(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 为二进制字符串 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的汉明距离; \oplus 表示模 2 加运算; n 为编码的长度, $x_k \in \{0, 1\}$, $y_k \in \{0, 1\}$ 。

$$S(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{best}}) = (1 - \alpha) \left[1 - \frac{H(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{best}})}{m} \right] + \alpha [1 - D(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{best}})] \quad (10)$$

式(10)中: $S(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{best}})$ 为第 i 个粒子与最优粒子 \mathbf{x}_{best} 的相似程度, S 越大,说明两者相似程度越高; $D(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{best}})$ 为第 i 个粒子与最优粒子 \mathbf{x}_{best} 适应度差值的归一化值; $H(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{best}})$ 为第 i 个粒子与最优粒子 \mathbf{x}_{best} 的汉明距离; m 为粒子的维度; α 为 $(0, 1)$ 的随机数。

在优质粒子搜索过程中,如果随机数 r_{and} 小于相似度 S ,则第 i 个粒子的 j 维被最优粒子 \mathbf{x}_{best} 的 j 维的值所替代,但采用相似度策略在迭代后期可能会使粒子大量聚集在某一区域,因此引入扰动机制避免算法过早收敛。位置更新方程为

$$P_{i,j} = S_{i,j}(\mathbf{x}_{i,j} \oplus \mathbf{x}_{\text{best},j}) \quad (11)$$

式(11)中: $P_{i,j}$ 为 $x_{i,j}$ 被更新为 $x_{\text{best},j}$ 的概率; $S_{i,j}$ 可由式(12)得出; \oplus 为异或运算; r_{and} 为 $(0, 1)$ 间的随机数。

$$x_{ij} = \begin{cases} x_{\text{best},j}, & r_{\text{and}} < P_{i,j} \\ \sim x_{i,j}, & r_{\text{and}} > P_m \& P_{i,j} < P_m \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中: $\&$ 为与运算; \sim 为取反运算; r_{and} 为 $(0, 1)$ 间的随机数; $x_{\text{best},j}$ 为最优粒子的第 j 维; P_m 为扰动因子。

$$P_m = \left(1 - \frac{t}{i_{\text{ter}}} \right) \delta \quad (13)$$

式(13)中: t 为当前迭代次数; i_{ter} 为最大迭代次数; δ 为 $(0, 1)$ 间的随机数。

2.2.3 基于 XOR 运算的局部搜索

在优质群体更新位置后,若其平均适应度优于未更新时,则保留未更新的优质群体,普通种群的粒子开始局部搜索。普通种群距离最优粒子较远,所携带的位置信息质量相对较低,导致自我进化效率较低^[25],本文研究中选择适应度最小的 3 个粒子作为精英粒子,引导普通粒子探索更优的位置信息。通过与精英种群之间的信息交流,不仅可以打破单个普通种群进化的局限性,而且也能保证种群的多样性,从而提高普通种群解的质量。具体可由式(14)实现。

$$x_{i,j} = \alpha(x_{i,j} \oplus x_{kv,j}) \oplus x_{i,j} \quad (14)$$

式(14)中: α 为概率为 50% 的逻辑非门; \oplus 异或运算; $x_{kv,j}$ 为历史精英粒子的第 j 维的平均值,本文将

迭代过程中适应度最小的3个粒子作为精英粒子。

2.2.4 改进合力计算

ELM算法在计算合力时,考虑欧式距离有利于增强算法在局部区域的精细搜索能力,但两个粒子距离较远时,粒子之间的作用力会很弱无法有效移动,从而限制ELM算法跳出局部最优的能力。其次对于种群规模为 N 的ELM算法,其中每个粒子所受合力来自 $N-1$ 个粒子,导致过多的作用力相加时可能会相互抵消,并且过多的循环计算算法的运行效率过低。

文献[26]验证在种群中随机选择3个粒子参与合力计算可以有效避免过多合力相互抵消。为加快粒子收敛至最优位置的速度,本文研究将其中两个粒子固定为每次迭代时适应度最小的两个粒子,另一个粒子在剩余种群中随机选择。具体改进公式为

$$F_i = \sum_{k=R_{j,1},R_{j,2},R_{j,3}} \begin{cases} (x_i - x_k)q_iq_k, & f(x_i) \leq f(x_k) \\ (x_k - x_i)q_iq_k, & f(x_i) > f(x_k) \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中: F_i 为粒子 x_i 所受合力; $R_{j,1},R_{j,2}$ 为第 j 次迭代时适应度最小的两个粒子; $R_{j,3}$ 为除粒子 i 外随机从剩下的 $N-2$ 个粒子中选择的1个粒子; q_i, q_k 为粒子 x_i, x_k 的电荷量。

2.2.5 改进粒子的移动规则

原始移动公式的随机步长 λ 的作用是使得候选解有概率沿着这个方向移动到未被访问的解,但在二进制问题中,解的位置仅由0和1构成,对算法的精细探索要求较低,因此本文取消了原始移动公式的随机步长 λ ,让粒子充分靠近最优位置区域。同时通过与随机数比较将粒子二进制化,该方法的优点在于即使当两个粒子处于相同的位置时,由于粒子更新过程中与随机值比较,它们可能导致不同的值,保证了粒子的多样性。公式为

$$x_i = x_i + \frac{F_i}{\|F_i\|} \quad (16)$$

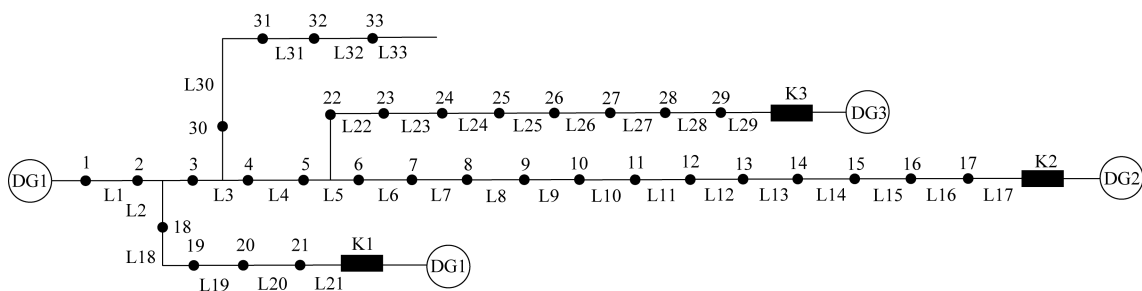


图2 含DG的33节点配电网

Fig. 2 33 nodes distribution network with DGs

式(16)中: x_i 为第 i 个粒子; F_i 为 x_i 所受合力。

$$x_{i,j} = \begin{cases} 0, & x_{i,j} < \delta \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中: $x_{i,j}$ 为第 i 个粒子的第 j 维; δ 为0~1的随机数。

3 实验与结果分析

为了验证所提BELM算法的性能,在含分布式电源的IEEE 33节点配电网进行仿真,并将BELM算法与改进的遗传算法(IGA)、类电磁机制算法(ELM)、二进制粒子群算法(BPSO)、二进制鲸鱼算法(BWOA)进行比较。

3.1 检验BELM算法的改进效果

为了检验算法改进后的有效性,在如图2所示的含分布式电源的IEEE 33节点配电网中验证算法的性能,其中S为主电源;1~33为开关节点;L1~L33为配电网区段;DG1~DG3为接入的分布式电源;K1~K2为控制分布式电源并入或断开的开关。并与ELM算法、BELM1算法进行对比,其中BELM1算法为采用原始合力计算公式的类电磁机制算法。分别考虑了4种类型的故障,包括单故障、信息畸变的单故障、双故障、信息畸变的双故障,并对这3种算法在每种故障案例进行40次实验,具体实验案例设置和实验结果如表1和表2所示。表1中的最后一列表示仿真中3个DG的接入情况,1表示DG接入配电网,0表示DG未接入。例如,[1,0,1]表示第1个、第3个DG接入配电网,第2个DG未接入。

表1 故障设置

Table 1 Fault setting

故障案例	故障区段	畸变位置	DG接入情形
1	L2	无	[1,1,1]
2	L7	I_{15}	[0,1,0]
3	L26	I_2, I_{18}	[1,0,1]
4	L25, L30	I_{23}	[1,1,0]
5	L17, L27	I_{10}, I_{24}	[1,1,1]

表 2 列出了不同算法收敛的平均迭代次数与定位准确率。结合表 2 可知在 5 种故障案例的定位过程中,BELM 算法的准确率最,验证了改进后的算法具有良好的容错性能和限制进入局部的最优能力。其中 BELM1 算法仅在故障案例 1 和案例 2 的准确率为 100%,其余案例均有陷入局部最优的情况,这说明原始的合力计算公式限制了粒子的进化能力,与 ELM 相比,在各个案例的定位准确率均有提升,说明了改进后的局部搜索策略对算法搜索效率、准确率提升效果显著。在平均迭代次数方面,在任一故障中 BELM 的平均迭代次数最低,相较于其他两种算法具有较快的寻优速度。

图 3 采用箱线图展示了 3 种不同算法分别对 5 种故障案例进行诊断时的平均迭代次数,它间接反映优化算法求解问题时的稳定性。由图 3 可以看出, BELM 算法的箱线图相较于其他两种算法更小,说明最终寻优结果的离散程度越小,改进后的算法更加稳定。BELM1 算法在计算的过程中产生了较多相距较远的奇异值,这说明采用传统合力计算公式会使得算法探索能力欠佳,证明了改进后的算法具有更强的寻优能力和收敛速度。

表 2 算法结果

Table 2 Optimization results

故障案例	平均迭代次数			准确率/%		
	ELM	BELM1	BELM	ELM	BELM1	BELM
1	36.524	13.875	8.675	52.50	100.0	100
2	36.000	17.550	7.625	7.500	100.0	100
3	40.313	30.733	8.875	40.00	75.0	100
4	46.056	33.250	8.450	45.00	87.5	100
5	48.308	23.108	8.900	32.50	95.0	100

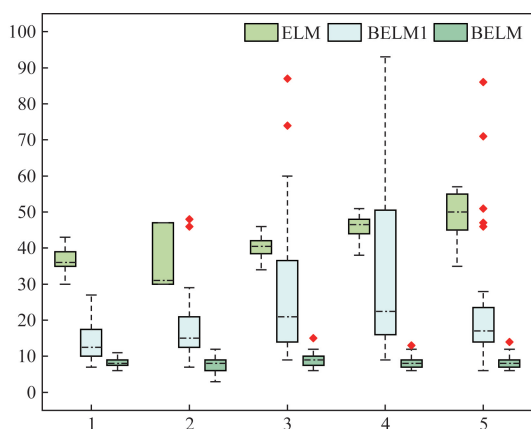


图 3 算法的箱线图

Fig. 3 Boxplot of each algorithm

3.2 含 DG 的配电网仿真分析

为了进一步证明 BELM 算法相比其他智能算法在配电网故障定位时的优势。以图 2 所示的含 DG

的 IEEE 33 节点配电网为基础,设置了重故障、双重故障、信息畸变下的单重故障和信息畸变下的双重故障共 8 种故障情况,具体故障设置如表 3 所示,分别采用 IGA、BPSO、BWOA、ELM、BELM 这 5 种不同的算法进行 40 次实验,并从平均迭代次数、准确率、收敛速度 3 个维度进行比较。

3.2.1 平均迭代次数和准确率分析

如表 4 和图 4 所示,在设置的 8 种故障情况中, BELM 算法在每种情况的平均迭代次数均小于其他 4 种算法,并且在配电网拓扑结构发生变化时,仍能保持较稳定的迭代次数。在准确率方面,BELM 算法在 8 种故障案例中具有 100% 的准确率,且不受配电网拓扑结构的变化影响,证明 BELM 算法的改进策略是完全有效的。在 5 种算法中,各种故障案例中 ELM 算法的性能最差,准确率最低,这主要的原因是探索能力不足,算法陷入局部最优无法跳出。

表 3 故障设置

Table 3 Fault setting

故障案例	故障区段	畸变位置	[k1, k2, k3]
1	L33	无	[1,1,1]
2	L5	I_{21}	[1,0,1]
3	L20	I_3, I_9	[1,1,0]
4	L16	I_{26}, I_{10}	[0,0,1]
5	L3、L28	无	[0,1,1]
6	L1、L18	I_{20}	[1,0,1]
7	L6、L25	I_3, I_{24}	[1,0,0]
8	L11、L30	I_7, I_{18}	[1,1,0]

表 4 算法结果

Table 4 Optimization results

故障案例	平均迭代次数				
	IGA	BPSO	ELM	BWOA	BELM
1	65.00	24.308	37.880	18.950	9.500
2	70.285	27.385	35.821	29.750	8.150
3	69.375	39.000	40.123	35.210	7.640
4	56.571	28.750	33.160	25.440	9.480
5	72.200	43.800	39.890	39.450	8.850
6	64.083	23.830	42.155	29.352	9.100
7	59.800	33.200	43.320	18.190	8.325
8	49.333	27.300	38.146	25.125	8.775

3.2.2 收敛速度分析

图 5 展示了 5 种算法在信息畸变的双重故障时的收敛速度,其中 BELM 算法在信息畸变的双重故障时仍有较好的收敛速度,在迭代初期具有出色的开发能力,能迅速搜索到全局最优解。ELM 算法虽有一定概率搜索到全局最优,但迭代次数过多,开发能力明显不足,证明了 BELM 算法没有后期陷入局部最优解的可能性以及其在配电网故障定位问题中的有效性。

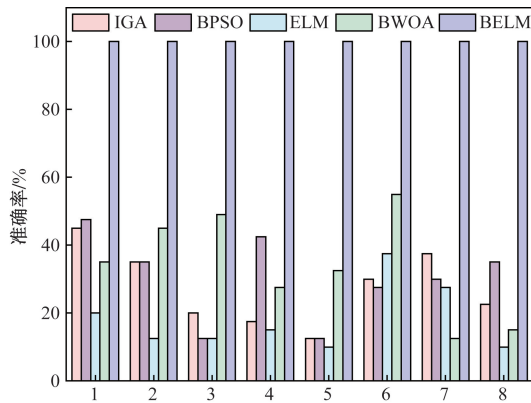


图4 5种算法的准确率

Fig. 4 Accuracy of 5 algorithms

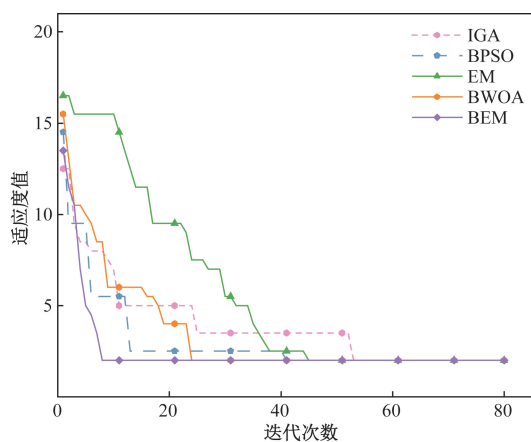


图5 5种算法在信息畸变的双重故障时的收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves of 5 algorithms for double faults with information distortion

4 结论

提出了基于 BELM 算法的配电网故障定位方法,在单电源配电网和含 DG 的配电网中设置单点、多点及信息畸变故障案例,通过进行仿真实验验证 BELM 算法在配电网故障定位问题中的有效性。并与 4 种算法的准确率和迭代次数进行对比,表明 BELM 算法寻优所需迭代次数更少,准确率更高,并且在信息畸变时具有更高的容错性。本文研究的不足之处是未验证算法在大规模配电网故障定位的可行性,如何在大规模配电网实现准确且快速的故障定位是下一步的研究重点。

参 考 文 献

[1] 杨丽君,王晨,赵优,等. 基于双层优化模型的电气耦合综合能源故障恢复策略[J]. 电网技术, 2020, 44(11): 4264-4273. Yang Lijun, Wang Chen, Zhao You, et al. Electric-gas coupled integrated energy fault recovery strategy based on bi-level optimization model[J]. Power System Technology, 2020, 44(11): 4264-4273.

[2] 王秋杰,金涛,申涛,等. 利用多因素降维的配电网区段定位

完全解析模型[J]. 电工技术学报, 2019, 34(14): 3012-3024. Wang Qiujie, Jin Tao, Shen Tao, et al. A complete analytic model of section location in distribution network based on multi-factor dimensionality deduction[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(14): 3012-3024.

[3] 吴璐子, 缪希仁, 庄胜斌, 等. 含分布式电源配电网故障检测与定位研究综述[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2022, 50(6): 751-759. Wu Luzi, Miao Xiren, Zhuang Shengbin, et al. Survey on fault detection and location of distribution network with distributed generation[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2022, 50(6): 751-759.

[4] 詹惠瑜, 刘科研, 盛万兴, 等. 有源配电网故障诊断与定位方法综述及展望[J]. 高电压技术, 2023, 49(2): 660-671. Zhan Huiyu, Liu Keyan, Sheng Wanxing, et al. Review and prospects of fault diagnosis and location method in active distribution network[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(2): 660-671.

[5] 徐彪, 尹项根, 张哲, 等. 矩阵算法和优化算法相结合的配电网故障定位[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(5): 152-158. Xu Biao, Yin Xianggen, Zhang Zhe, et al. Fault location for distribution network based on matrix algorithm and optimization algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(5): 152-158.

[6] 刘鹏程, 李新利. 基于多种群遗传算法的含分布式电源的配电网故障区段定位算法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(2): 36-41. Liu Pengcheng, Li Xinli. Fault-section location of distribution network containing distributed generation based on the multiple-population genetic algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(2): 36-41.

[7] 陈奎, 张云, 王洪寅, 等. 基于免疫算法的含分布式电源配电网的故障定位[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(24): 57-62. Chen Kui, Zhang Yun, Wang Hongyin, et al. Fault-section location of distribution network containing distributed generation based on immune algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(24): 57-62.

[8] 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. An improved matrix algorithm for fault location of distribution networks with distributed generation[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(34): 186-190.

[9] 王巍璋, 王淳, 敖鑫. 基于果蝇优化算法的配电网故障定位[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(18): 108-114. Wang Weizhang, Wang Chun, Ao Xin, et al. Fault location of power distribution network based on fruit fly optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(18): 108-114.

[10] 钟建伟, 朱润枫, 黄秀超, 等. 基于双态二进制粒子群优化算法的配电网故障定位[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(3): 29-34. Zhong Jianwei, Zhu Jianfeng, Huang Xiuchao, et al. Fault location in distribution network based on BBPSO algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2019, 31(3): 29-34.

[11] 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.
- [12] 李卫彬, 童欣, 黄超, 等. 基于分层定位模型的含 DG 配电网故障定位方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(24): 160-166.
Li Weibin, Tong Xin, Huang Chao, et al. A fault location method for a distribution network with DG based on a hierarchical location model[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(24): 160-166.
- [13] 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.
- [14] 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[J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(4): 171-178.
- [15] 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.
- [16] 毕忠勤, 杨小婷, 王宝楠, 等. 基于量子退火算法的配电网故障定位[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(31): 13394-13406.
Bi Zhongqin, Yang Xiaoting, Wang Baonan, et al. Distribution network fault section location based on quantum annealing algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(31): 13394-13406.
- [17] Birbil S I, Fang S C. An electromagnetism-like mechanism for global optimization[J]. Journal of Global Optimization, 2003, 25(3): 263-282.
- [18] 郭壮志, 吴杰康. 配电网故障区间定位的仿电磁学算法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(13): 34-40.
Guo Zhuangzhi, Wu Jiekang. Electromagnetism-like mechanism based fault section diagnosis for distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(13): 34-40.
- [19] 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[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(22): 157-166.
- [20] 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.
- [21] 苗苗, 姜建国. 一种采用类电磁机制算法的线性分类方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2015, 42(2): 84-88.
Miao Miao, Jiang Jianguo. Linear classification method based on the electromagnetism-like mechanism algorithm[J]. Journal of Xidian University (Natural Science Edition), 2015, 42(2): 84-88.
- [22] 胡晓朋, 田雨波, 李双双, 等. 基于分层优化类电磁机制算法的天线优化设计[J]. 计算机仿真, 2018, 35(9): 189-194.
Hu Xiaopeng, Tian Yubo, Li Shuangshuang, et al. Multi-level optimization based electromagnetism-like algorithm for the optimal design of antenna[J]. Computer Simulation, 2018, 35(9): 189-194.
- [23] 张文宁, 周清雷, 焦重阳, 等. 融入重心反向学习和单纯形搜索的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(9): 1629-1638.
Zhang Wenning, Zhou Qinglei, Jiao Chongyang, et al. A particle swarm optimization algorithm with centroid opposition-based learning and simplex search[J]. Computer Engineering and Science, 2023, 45(9): 1629-1638.
- [24] 代伟, 李创业, 杨春雨, 等. 基于低差异序列与快速扩展随机树融合算法的机械臂路径规划[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(1): 130-144.
Dai Wei, Li Chuangye, Yang Chunyu, et al. Manipulator path planning using fusion algorithm of low difference sequence and rapidly exploring random[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(1): 130-144.
- [25] 李伟, 丁书慧, 陈勋俊. 基于双种群交叉学习的粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(11): 3254-3261, 3268.
Li Wei, Ding Shuhui, Chen Xunjun. Particle swarm optimization algorithm with dual population cross-learning[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(11): 3254-3261, 3268.
- [26] 吴擎, 徐惟罡, 张春江. 基于师生交流机制的改进类电磁机制算法[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(4): 1033-1042.
Wu Qing, Xu Weigang, Zhang Chunjiang. Teaching-learning based electromagnetism-like mechanism[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(4): 1033-1042.