

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191527

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

赵乔¹, 王增平¹, 董文娜¹, 鲍薇²

(1. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京 102206;

2. 国网河南省电力公司郑州供电公司, 河南 郑州 450000)

摘要: 针对二进制粒子群算法在复杂规模化配电网故障定位时收敛速度慢、易陷入局部最优解的缺陷, 提出一种基于免疫二进制粒子群优化算法的配电网故障定位方法。首先, 应用免疫系统信息处理机制对粒子群算法进行改进, 在算法进化过程中建立记忆细胞单元存储优质抗体, 避免抗体种群更新后的群体退化。其次, 引入抗体浓度调节机制与免疫选择操作保持抗体种群多样性, 强化算法全局搜索能力, 防止算法早熟。在此基础上, 构建亲和度评价函数将改进后的算法应用于配电网故障定位。仿真结果表明, 基于免疫二进制粒子群优化算法的配电网故障定位方法能够有效提升算法收敛速度与故障定位准确率, 且在故障信息畸变情况下具有良好的容错性能。

关键词: 配电网; 故障定位; 粒子群算法; 免疫机制

Research on fault location in a distribution network based on an immune binary particle swarm algorithm

ZHAO Qiao¹, WANG Zengping¹, DONG Wenna¹, BAO Wei²

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. Zhengzhou Power Supply Company, State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: The binary particle swarm optimization algorithm has shortcomings, such as slow convergence and the fact that it is easy for it to fall into the local optimal solution. Here a fault location method based on immune binary particle swarm optimization algorithm is proposed. First, the information processing mechanism of the immune system is applied to improve the particle swarm algorithm, and memory cell units are built to store high-quality antibodies during population evolution to avoid population degradation after antibody population updating. Secondly, the mechanism of antibody concentration regulation and immune selection are introduced to maintain the diversity of the antibody population, strengthen the global search ability of the algorithm and prevent premature algorithm. Finally, the improved algorithm is applied to the fault location of a distribution network by constructing an affinity evaluation function. The simulation results show that the algorithm based on immune binary particle swarm optimization can effectively improve the convergence speed and fault location accuracy, and has good fault tolerance in the case of fault information distortion.

This work is supported by Science and Technology Project of the Headquarter of State Grid Corporation of China (No. 521710180008) "Immune Mechanism and Model Research for Self-cure Oriented Intelligent Distribution Network".

Key words: distribution network; fault location; particle swarm optimization; immune mechanism

0 引言

配电网故障定位是故障隔离与供电恢复的前提, 对提升电网供电可靠性与电能质量具有重要作用^[1-2]。配电自动化系统与通信技术的发展为实现快

速高效的故障定位提供了硬件基础, 基于 FTU 与 RTU 等配电终端故障信息的故障定位方法原理简单、实现便捷, 是目前学术界的研究热点。

基于智能终端故障信息的配电网故障定位方法主要包括矩阵算法与人工智能算法两种类型。矩阵算法^[3-5]基于网络拓扑与终端上报信息生成故障判别矩阵, 通过比对馈线区段两侧终端信息的异同判别故障, 具有建模简单直接、定位效率高的优势,

基金项目: 国家电网公司总部科技项目资助(521710180008)
“面向自愈的智能配电网免疫机制与模型研究”

但其容错性能较差,在故障信息畸变时会产生误判。由于配电终端大多安装在户外、工作环境恶劣,信息错报或漏报的现象常有发生,较大程度地限制了该类算法的发展与应用。人工智能算法基于状态逼近思想与最小故障诊断集理论建模,通过算法的有序迭代搜索获取最优解定位故障区段,具有容错性能高、算法兼容性强的优势,是该领域的研究焦点与发展方向。至今国内外学者已提出诸如遗传算法^[6-7]、粒子群算法^[8-9]、蚁群算法^[10-11]、果蝇算法^[12]、仿电磁学算法^[13]、和声算法^[14]、蝙蝠算法^[15]等智能算法^[16-17]的故障定位方法,能够较为准确地定位故障并具有一定的容错性能。如何进一步提升算法的收敛速度与故障定位的准确率,是该类算法的重点研究方向。

免疫系统是人体体内性能成熟、高度智能化的必备防御系统,其以免疫应答的形式抵御抗原入侵、维持机体平衡与稳定,具有抗原适应性强、应答鲁棒性好的优势^[18]。受免疫系统信息处理机制启发,文献^[19]在蚁群算法中借鉴克隆选择和免疫记忆思想引导群体信息素更新,协调算法收敛速度与种群多样性的平衡;文献^[20]将免疫克隆选择理论与遗传算法相结合,构建免疫遗传算法应用于配电网重构,有效提升了算法的计算速度与收敛性能。

鉴于上述分析,本文提出一种基于免疫二进制粒子群优化算法的配电网故障定位方法。首先,在阐述传统二进制粒子群算法的基础上,应用免疫系统信息处理机制对算法进行改进,提升算法的全局搜索能力与收敛速度;其次,构造亲和度评价函数研究改进后算法在配电网故障定位中的应用;最后,通过仿真测试了算法的有效性与性能。

1 免疫二进制粒子群优化算法

1.1 二进制粒子群算法

粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是由 Eberhart 和 Kennedy 根据鸟群捕食行为活动提出的一种仿生算法。在求解优化问题时,群体搜索空间中的每一个个体(粒子)对应优化问题的一个解。设问题搜索空间维度为 D ,则粒子的信息用 2 个 D 维向量表示,分别为位置向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 与速度向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。每一个粒子都具有一个由优化问题目标函数确定的适应值,用以评价粒子当前位置的好坏。在迭代的过程中,粒子通过对“自我认知信息”与“社会共享信息”的学习不断调整自身位置与速度,从而快速、准确地靠近目标位置。其中,“自我认知信息”指每个粒子个体在搜索空间中搜索到的个体极值点,记

为 P ,“社会共享信息”指整个粒子种群在搜索空间中搜索到的全局极值点,记为 G 。粒子位置与速度信息的更新公式如下。

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (1)$$

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (G_d^k - x_{id}^k) \quad (2)$$

式中: ω 是惯性权重; r_1 、 r_2 是 $[0,1]$ 的随机数; c_1 、 c_2 为学习因子,通常取值在 $[0,2]$; x_{id}^k 与 v_{id}^k 分别表示粒子 i 的第 d 个位置在第 k 次迭代时的位置与速度; P_{id}^k 表示第 k 次迭代时粒子 i 的个体极值点在第 d 个位置的取值; G_d^k 表示第 k 次迭代时粒子种群的全局极值点在第 d 个位置的取值。

配电网故障定位属于 0-1 非线性整数优化问题,需对用于求解连续变量优化问题的传统粒子群算法进行改进,采用二进制粒子群优化算法(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO)进行求解^[21]。BPSO 算法中粒子位置向量的每一位取值为 0 或 1,算法通过以速度为变量的 Sigmoid 函数计算对应位置取值 0 或 1 的概率,粒子位置与速度信息的更新公式为

$$\text{Sigmoid}(v_{id}^{k+1}) = \frac{1}{1 + e^{-v_{id}^{k+1}}} \quad (3)$$

$$x_{id}^{k+1} = \begin{cases} 1 & \text{rand} < \text{Sigmoid}(v_{id}^{k+1}) \\ 0 & \text{rand} \geq \text{Sigmoid}(v_{id}^{k+1}) \end{cases} \quad (4)$$

式中,rand 为 $[0,1]$ 的随机数,为避免 Sigmoid(v_{id}^{k+1}) 函数饱和,通常将速度取值限定在 $[-4,4]$ 。

1.2 免疫二进制粒子群算法

由 BPSO 算法的搜索轨迹可知,粒子将向着全局最优点的位置方向快速位移。当某一粒子在当前解空间内搜索到了最优解,其周围的粒子将快速地聚集到最优解的位置。若该最优解的位置为局部最优点,则算法易于陷入局部最优。与此同时,算法收敛速度受参数 ω 取值的制约,为保证种群多样性, ω 取值通常不能过大^[22],致使算法搜索后期收敛速度较慢。为克服上述缺陷,本文在文献^[23]的基础上,借鉴免疫系统的信息处理机制对应用于配电网故障定位的 BPSO 算法加以改进,提出一种免疫机制与二进制粒子群算法相融合的免疫二进制粒子群算法(Immune Binary Particle Swarm Optimization, IBPSO)。

IBPSO 算法的抗原对应目标优化问题,抗体对应 BPSO 算法的粒子,抗体与抗原间的亲和度大小对应为粒子的适应值。与 BPSO 算法类似,IBPSO 算法的抗体信息用位置、速度 2 个向量表示,在迭代更新过程中,通过对“自我”、“社会”信息的学

习调整抗体的位置与速度向量,逐渐逼近目标抗原的最佳抗体。

IBPSO 算法借鉴免疫系统的信息处理机制,在抗体种群更新中引入抗体浓度、免疫选择、免疫记忆等操作提升种群质量与多样性,强化算法的全局搜索能力与收敛性能,相关步骤阐述如下。

(1) 抗体浓度

抗体 i 的浓度 $individual_i$ 定义为抗体种群中与抗体 i 相似的抗体总数所占种群规模的比例。应用 Forrest 提出的 R 位连续编码规则^[24]判断 2 个二进制编码形式的抗体是否相似,当抗体超过 R 位编码相同时认为抗体相似,否则认为抗体不相似,即

$$S_{i,j} = \begin{cases} 1, & d_{i,j} > e \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $d_{i,j}$ 表示抗体 i 与抗体 j 编码相同的位数; D 为抗体二进制编码长度; e 为抗体相似度评价参数, $e \leq 1$; $S_{i,j}$ 表示抗体 i 与抗体 j 是否相似,相似取 1,否则取 0。

抗体 i 在抗体种群 X 中的浓度 $individual_i$ 由式(6)确定。

$$individual_i = \frac{\sum_{j=1}^N S_{i,j}}{N} \quad (6)$$

式中,数值 N 表示抗体种群 X 的规模, $j \in X$ 。

(2) 免疫选择

依据免疫系统的免疫选择机制,具有高亲和力且浓度较低的抗体大概率被选择并获得促进,具有低亲和力且浓度较高的抗体受到抑制。

抗体 i 与抗原亲和力记为 $fitness_i$, 定义抗体 i 基于浓度的选择概率 Pd_i 与基于亲和度的选择概率 Pa_i 可表示为

$$Pd_i = \frac{1 / individual_i}{1 / (\sum_{j=1}^N individual_j)} \quad (7)$$

$$Pa_i = \frac{fitness_i}{\sum_{j=1}^N fitness_j} \quad (8)$$

抗体 i 基于浓度与亲和度的综合选择概率 P_i 为

$$P_i = \alpha Pa_i + (1 - \alpha) Pd_i \quad (9)$$

式中: α 是协调系数, $\alpha \in [0,1]$ 在 $[0,1]$ 取值,用以协调概率 Pd_i 与 Pa_i 权重。基于式(7)一式(9)的免疫选择操作,旨在保证抗体亲和度的前提下提升种群多样性,强化算法全局搜索能力。

(3) 免疫记忆

引入免疫记忆环节存储优质抗体,提升算法的收敛速度。建立免疫记忆细胞库 M , 将算法迭代过程中生成的全局极值点 G 作为记忆抗体存入记忆细胞库中。种群更新结束后,用记忆细胞库中的免疫记忆抗体替换抗体种群中亲和力较差的部分抗体,避免种群更新后的个体质量退化,提高算法收敛速度。

2 基于 IBPSO 的配电网故障定位算法

2.1 算法概述

以配电网中装设有 FTU 等智能终端的断路器、分段开关、联络开关作为节点,将网络划分为若干馈线区段,IBPSO 算法的每一个抗体表示网络馈线区段的一组运行状态。以故障后终端节点上报的故障信息与抗体对应的节点期望状态之间的相似程度作为抗体对抗原的亲和力评价函数,引导抗体种群进行迭代。算法经过免疫选择、免疫记忆、抗体种群更新等操作,实现抗体对抗原的亲和力成熟,在达到收敛条件后将全局极值点作为最佳抗体输出,获取网络馈线区段运行状态,定位故障区段。

2.2 抗体编码

采用二进制形式对抗体编码,编码长度由配电网馈线区段总数决定,抗体的每一位取值为网络中对应位置的馈线区段运行状态,1 表示该区段发生故障,0 表示区段未发生故障。假设网络馈线区段数为 D ,则抗体 i 表示为 $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 其中 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}$ 取值为 0 或 1。

2.3 亲和力评价函数

抗体对抗原的亲和力用故障后智能终端节点上报的实际故障信息与抗体对应的节点期望状态之间的相似程度表征,抗体 i 的亲和力评价函数 $fitness_i$ 如式(10)所示。

$$fitness_i = 1 / (\sum_{j=1}^E |I_j - I_j^*(X_i)| + \omega \sum_{k=1}^D x_{ik}) \quad (10)$$

式中: E 表示网络配电终端节点的总数; D 表示网络馈线区段数; I_j 表示终端节点 j 上报的故障信息,当有故障电流流过节点 j 时取 1,否则置 0; $I_j^*(X_i)$ 表示网络各馈线区段状态为 X_i 时节点 j 对应的期望状态,由节点 j 下游馈线区段的运行状态决定,例如节点 j 下游的馈线区段是区段 a 与区段 b ,则 $I_j^*(X_i) = a \parallel b$, 其中 a 、 b 是抗体 i 第 a 位与第 b 位的取值(0 或 1),符号“ \parallel ”代表逻辑或运算; x_{ik} 为抗体 i 的第 k 位取值,对应网络中馈线区段 k 的运

行状态； ω 为取值小于 1 的正值权系数，通常取为 0.5。式(10)表明，抗体对应的节点期望状态与节点上报的实际故障信息越相近(式(10)分母越小)，则抗体的亲和力越高。

2.4 算法流程

基于 IBPSO 的配电网故障定位流程如下。

(1) 读入网络数据，设定算法参数。读入配电网网络拓扑信息与终端上报的故障信息，依据网络规模与馈线区段总数确定抗体种群规模 N 与抗体编码长度 D ；设定算法其他相关参数，如 e 、 α 、 c_1 、 c_2 、 ω 等。

(2) 初始化。生成初始抗体种群 X_0 与速度向量，计算亲和力，将亲和力靠前的 N_m 个抗体作为免疫记忆抗体组建记忆细胞库 M ，设定个体极值点 $P = X_0$ ，将亲和力最高的抗体作为全局极值点 G 。

(3) 生成临时抗体种群 X_t 。应用式(2)一式(4)更新抗体的编码与速度向量，随机生成 N_t 个抗体，组建规模为 $N+N_t$ 的临时抗体种群 X_t 。

(4) 抗体亲和力与浓度计算。应用式(10)与式(5)、式(6)计算临时抗体种群 X_t 中每个抗体的亲和力与抗体浓度。

(5) 免疫选择。应用式(7)一式(9)计算临时抗体种群 X_t 的抗体选择概率，依概率大小选择 N 个抗体生成新一代的抗体种群 X 。

(6) 亲和力修正。将记忆细胞库 M 中的记忆抗体替换抗体种群 X 中亲和力较差的若干抗体。

(7) 更新个体极值与全局极值。将抗体亲和力 $fitness_i$ 与个体极值点 P_i 、全局极值点 G 的亲和力相比较，更新个体极值点 P_i 与全局极值点 G 。

(8) 免疫记忆。将全局极值点 G 作为记忆抗体存入记忆细胞库 M 中替换低亲和力记忆抗体。

(9) 判断算法是否满足终止条件，是则输出记忆细胞库中最优抗体定位故障区段，算法结束；否则转入步骤(3)。

3 仿真测试

3.1 双电源开环运行配电网算例

以双电源开环运行配电网为例，阐述算法实现流程，网络接线如图 1 所示。

假定区段 5 故障，故障信息健全。算法参数设定如下：种群规模 $N=10$ ，抗体编码长度 $D=10$ ；学习因子 $c_1=c_2=1.494$ ，抗体相似度评价参数 $e=0.9$ ；设置自适应惯性权重 ω ，依算法迭代次数逐步缩小取值 $\omega \in [0.4, 0.9]$ 算法最大迭代次数 $k_{max}=20$ 。

算法首先生成初始抗体种群与速度向量，组建记忆细胞库($N_m=2$)，计算个体及全局极值点；其次，更新抗体编码与速度向量，随机生成 N_t 个抗体($N_t=$

2)获得临时抗体种群 X_t ；计算临时抗体种群的抗体亲和力与浓度，确定抗体选择概率。表 1 展示了首次迭代时临时抗体种群与记忆细胞库的抗体编码、亲和力、浓度、选择概率。

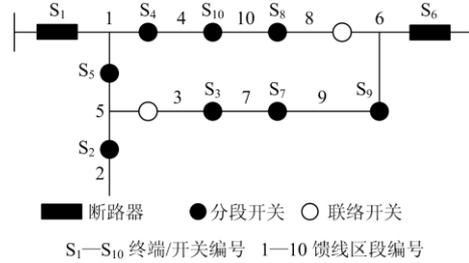


图 1 双电源供电配电网

Fig. 1 Distribution network with dual power supply

表 1 首次迭代的抗体及其参数

Table 1 Antibody and its parameters in the first iteration

抗体序号	编码	亲和力	Pa_i	浓度	Pd_i
1	0010010001	0.1176	0.0654	0.0833	0.0714
2	1001100010	0.2000	0.1111	0.0833	0.0714
3	0000101100	0.1333	0.0741	0.0833	0.0714
4	0110011000	0.1429	0.0794	0.0833	0.0714
5	0010111010	0.1538	0.0855	0.0833	0.0714
6	0010000011	0.1176	0.0654	0.0833	0.0714
7	0001111000	0.1667	0.0926	0.1667	0.1429
8	0001111001	0.1333	0.0741	0.1667	0.1429
9	1010000001	0.1176	0.0654	0.0833	0.0714
10	0100110000	0.2857	0.1589	0.0833	0.0714
11	1011000010	0.1250	0.0695	0.0833	0.0714
12	0001011101	0.1053	0.0585	0.0833	0.0714
记忆抗体	0100110000	0.2857	—	—	—
记忆抗体	1001100010	0.2000	—	—	—

依据免疫选择与亲和力修正规则，抗体 2~11 被选择获得促进，用记忆抗体替换抗体 1 与抗体 12 进行亲和力修正，更新个体极值与全局极值，进入第二次迭代。

第二代临时抗体种群与记忆细胞库的抗体编码、亲和力、浓度、选择概率见表 2。第二次迭代出现最优抗体，即抗体 2，算法通过免疫记忆存储至记忆细胞库中。算法迭代完成后，输出最优抗体 [0000100000]，判定馈线区段 5 为故障区段。

3.2 复杂配电系统仿真测试

以 IEEE33 馈线段配电系统为例，验证本文所提算法有效性。网络接线图如图 2 所示。

设定种群规模 $N=100$ ，抗体编码长度 $D=33$ ，最大迭代次数 $k_{max}=50$ ，其他参数设定与 3.1 节相同。

基于 Intel Core i5-7200U CPU 2.50 GHz 计算机搭建仿真平台，在 Matlab 仿真环境中验证算法的有效性。鉴于故障情形较多，仿真时选取具有代表性

的典型算例进行测试, 算例涵盖配电网不同故障位置以及单一故障、多重故障、故障信息健全、故障信息畸变等各种故障情形, 仿真结果如表 3 所示。

表 2 第二次迭代的抗体及其参数

Table 2 Antibody and its parameters in the second iteration

抗体	编码	亲和度	Pa_i	浓度	Pd_i
1	0000010000	0.2857	0.0396	0.4167	0.0833
2	0000100000	2.0000	0.2774	0.5000	0.1000
3	0000000000	0.5000	0.0694	0.5833	0.1167
4	0100000000	0.6667	0.0925	0.5833	0.1167
5	0000000000	0.5000	0.0694	0.5833	0.1167
6	0100100000	0.6667	0.0694	0.3333	0.0667
7	0000000000	0.5000	0.0694	0.5833	0.1167
8	0100001000	0.2000	0.0277	0.2500	0.0500
9	1000100000	1.0000	0.1387	0.2500	0.0500
10	0100000000	0.6667	0.0925	0.5833	0.1167
11	1000101000	0.2222	0.0308	0.1667	0.0333
12	0000011000	0.1667	0.0231	0.1667	0.0333
记忆抗体	0100110000	0.2857	—	—	—
记忆抗体	1001100010	0.2000	—	—	—

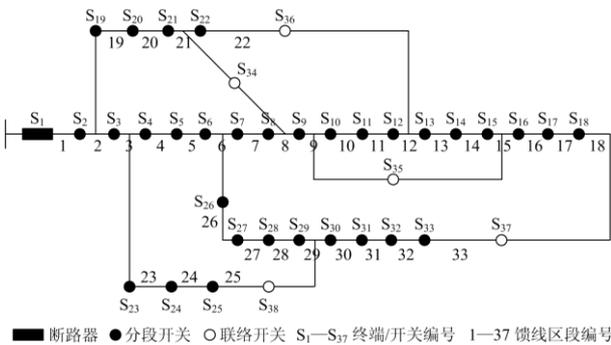


图 2 IEEE33 馈线区段配电系统

Fig. 2 IEEE33 feeder section distribution system

表 3 测试结果

Table 3 Test results

假定故障位置	畸变终端编号	故障区段	定位结果
15	无	15	正确
22	S ₅	22	正确
24	S ₇ ,S ₁₇	24	正确
32	S ₁₄ ,S ₂₁ ,S ₂₈	32	正确
16	S ₃ ,S ₉ ,S ₂₁ ,S ₃₀	16	正确
3,21	无	3,21	正确
13,25	S ₃	13,25	正确
19,33	S ₆ ,S ₁₈	19,33	正确
22,31	S ₄ ,S ₁₆ ,S ₂₆	22,31	正确
24,28	S ₅ ,S ₁₀ ,S ₁₆ ,S ₃₃	24,28	正确
14,25,26	无	14,25,26	正确
18,23,29	S ₂₂	18,23,29	正确
15,25,30	S ₁₁ ,S ₁₈	15,25,30	正确
9,24,27	S ₂ ,S ₁₂ ,S ₂₀	9,24,27	正确

仿真结果表明, 本文所提算法能够在网络单一故障、多点故障、馈线末梢故障等多种故障情形下, 快速、准确地定位故障区段, 且在故障信息发生畸变时具有较强的容错性能。

3.3 与 BPSO 算法的性能对比

为表明本文所提算法的性能优势, 采用以下 2 种典型收敛条件对 IBPSO 算法与 BPSO 算法进行对比测试, BPSO 算法参数设定与 IBPSO 算法相同。

收敛条件 1: 算法达到最大迭代次数。对区段 22 故障无信息畸变与节点 2、18 故障信息畸变的情况仿真运行 20 次, 绘制算法平均亲和度 $fitness$ 变化曲线测试收敛性能, 对比结果如图 3、图 4 所示。

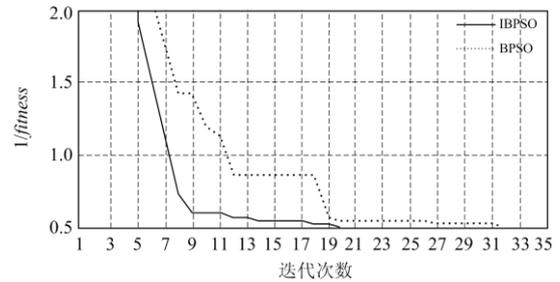


图 3 信息健全情况下亲和度变化曲线

Fig. 3 Change curve of affinity under condition of perfect information

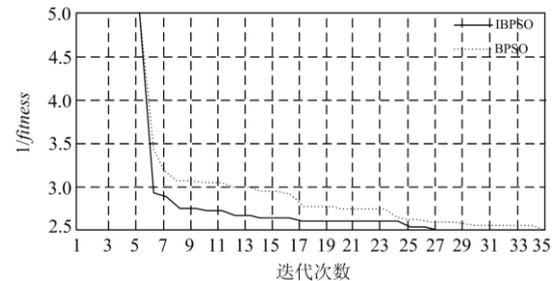


图 4 信息畸变情况下亲和度变化曲线

Fig. 4 Change curve of affinity under information distortion

从图 3、图 4 的亲和度变化曲线可以看出, 在设定收敛条件为最大迭代次数的情况下, IBPSO 与 BPSO 算法均能够准确定位故障, 但由于 IBPSO 算法引入免疫记忆环节有效提升了更新后抗体种群的个体质量, 因此 IBPSO 获取全局最优解的迭代次数明显少于 BPSO, 在算法收敛速度方面具有较大优势。

收敛条件 2: 全局极值点连续 5 次无更新。在网络单一故障、多点故障、信息健全、信息畸变等各种故障情形下仿真运行 50 次, 统计算法的正确定位次数与平均迭代次数, 对比结果如表 4 所示。

表 4 对比结果
Table 4 Comparison result

故障区段	畸变位	平均迭代次数		正确次数	
		BPSO	IBPSO	BPSO	IBPSO
22	无	13.1	7.6	31	44
19,33	无	13.44	7.94	24	39
16	29	12.38	7.82	32	43
28	4,14,25	13.28	7.56	29	37
18,32	21,29	13.28	8.50	25	41

IBPSO 引入免疫浓度调节机制与免疫选择操作保持抗体种群多样性,有效强化了算法的全局搜索能力。表 4 仿真结果表明,当算法收敛条件设定为全局极值点连续 5 次无更新时,基于免疫机制的 IBPSO 算法故障定位的正确次数与平均迭代次数均明显优于 BPSO 算法。

4 结论

(1) 基于 BPSO 的配电网故障定位算法收敛速度受惯性权重 ω 取值制约,向全局最优位置逼近趋势较大,因此存在收敛速度慢、易陷入局部最优解的缺陷。

(2) 本文借鉴免疫系统免疫信息处理机制,提出一种基于免疫二进制粒子群优化算法的配电网故障定位方法。在传统 BPSO 算法基础上建立记忆细胞单元存储优质抗体,保证抗体种群更新后的群体质量,提升算法收敛速度;通过引入抗体浓度调节机制与免疫选择操作保持抗体种群多样性,强化算法全局搜索能力,有效避免了算法早熟。

(3) 构建亲和度评价函数将改进后的算法应用于配电网故障定位,仿真测试表明,改进后的 IBPSO 与 BPSO 算法相比,在收敛速度与故障定位准确性方面具有较大优势,且在信息畸变情况下具有较强的容错性能。

参考文献

- [1] HUANG Junhui, HAN Jun. A diagnostic method for distribution networks based on power supply safety standards[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 63-70. DOI: 10.1186/s41601-016-0020-2.
- [2] HE Jinghan, LIU Lin, DING Fanfan, et al. A new coordinated backup protection scheme for distribution network containing distributed generation[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 102-110. DOI: 10.1186/s41601-017-0043-3.
- [3] 刘健,倪建立,杜宇. 配电网故障区段判断和隔离的

统一矩阵算法[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(1): 31-33. LIU Jian, NI Jianli, DU Yu. A unified matrix algorithm for fault section detection and isolation in distribution system[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(1): 31-33.

- [4] WU Lepeng, HUANG Chun, QI Yong, et al. A new adaptive matrix algorithm for fault location in distribution network with distributed generation[C] // International Conference on Electrical and Control Engineering (ICECE), September 16-18, 2011, Yichang, China.
- [5] TRINDADE F C L, FREITAS W, VIEIRA J C M. Fault location in distribution systems based on smart feeder meters[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(1): 251-260.
- [6] 郭壮志,陈波,刘灿萍,等. 基于遗传算法的配电网故障定位[J]. 电网技术, 2007, 31(11): 88-92. GUO Zhuangzhi, CHEN Bo, LIU Canping, et al. Fault location of distribution network based on genetic algorithm[J]. Power System Technology, 2007, 31(11): 88-92.
- [7] 严太山,崔杜武,陶永芹. 基于改进遗传算法的配电网故障定位[J]. 高电压技术, 2009, 35(2): 255-259. YAN Taishan, CUI Duwu, TAO Yongqin. Fault location for distribution network by improved genetic algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(2): 255-259.
- [8] 马少飞,胡俊,刘强,等. 基于粒子群算法的配电网故障定位研究[J]. 智慧电力, 2018, 46(9): 83-89. MA Shaofei, HU Jun, LIU Qiang, et al. Fault location of distribution network based on particle swarm optimization[J]. Smart Power, 2018, 46(9): 83-89.
- [9] 吴凡,赵晋泉,朱斌,等. 基于 MOPSO 的含分布式光伏配电网故障区段定位[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(6): 46-53. WU Fan, ZHAO Jinquan, ZHU Bin, et al. Faulty section location based on MOPSO for distribution networks with distributed photovoltaic generation[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(6): 46-53.
- [10] 陈歆技,丁同奎,张钊. 蚁群算法在配电网故障定位中的应用[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(5): 74-77. CHEN Xinji, DING Tongkui, ZHANG Zhao. Ant colony algorithm for solving fault location in distribution networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(5): 74-77.
- [11] 张颖,周韧,钟凯. 改进蚁群算法在复杂配电网故障区段定位中的应用[J]. 电网技术, 2011, 35(1): 224-228. ZHANG Ying, ZHOU Ren, ZHONG Kai. Application of improved ant colony algorithm in fault-section location of complex distribution network[J]. Power System

- Technology, 2011, 35(1): 224-228.
- [12] 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. Fault location of power distribution network based on fruit optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(18): 108-114.
- [13] 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.
- [14] 刘蓓, 汪灏, 陈春, 等. 和声算法在含 DG 配电网故障定位中的应用[J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 280-286.
LIU Bei, WANG Feng, CHEN Chun, et al. Harmony search algorithm for solving fault location in distribution networks with DG[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5): 280-286.
- [15] JIANG Kai, TONG Xiaoyang. Fault section location method based on fuzzy self-correction bat algorithm in non-solidly earthed distribution network[C] // 2017 2nd International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), September 20-23, 2017, Chengdu, China: 485-489.
- [16] YU Lin, SUN Ying, LI Kejun, et al. An improved genetic algorithm based on fuzzy inference theory and its application in distribution network fault location[C] // 2016 IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), June 5-7, 2016, Hefei, China: 1411-1415.
- [17] 罗钱, 栗时平, 刘桂英, 等. 基于混合算法的含 DG 配电网故障区段定位[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(5): 86-90.
LUO Qian, LI Shiping, LIU Guiying, et al. Fault section location for distribution networks with DG based on hybrid algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2016, 28(5): 86-90.
- [18] 莫宏伟, 左兴权. 人工免疫系统[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [19] 徐延炜, 贾嵘. 基于人工免疫思想的蚁群算法(AIACS)在配电网重构中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(18): 89-93.
XU Yanwei, JIA Rong. Application of artificial immune theory-based ant colony system (AIACS) in reconfiguration of distribution networks[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(18): 89-93.
- [20] 尹洪, 刘天琪, 李樊, 等. 基于免疫遗传算法的含分布式电源配电网重构[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(4): 15-19.
YIN Hong, LIU Tianqi, LI Fan, et al. Distribution network reconfiguration with different distributed generation based on immune genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014, 26(4): 15-19.
- [21] PEDRASA M A, SPOONER T D, MACGILL I F, et al. Scheduling of demand side resources using binary particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(3): 1173-1181.
- [22] 朱福喜. 人工智能[M]. 3 版. 北京: 清华大学出版社, 2017.
- [23] 丛培强, 李梁, 陈亚茹. 基于汉明距离与免疫思想的粒子群算法[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学, 2019, 33(4): 122-127.
CONG Peiqiang, LI Liang, CHEN Yaru. Particle swarm optimization algorithm based on optimization hamming distance and immune thought[J]. Journal of Chongqing University of Technology: Natural Science, 2019, 33(4): 122-127.
- [24] DE CASTRO L N, TIMMIS J I. Artificial immune systems as novel soft computing paradigm[J]. Soft Computing, 2003, 7(8): 526-544.

收稿日期: 2019-12-11; 修回日期: 2020-03-13

作者简介:

赵 乔(1990—), 男, 通信作者, 博士研究生, 研究方向为智能配电网广域保护与自愈控制。E-mail: zhaoqiao0119@126.com

王增平(1964—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统继电保护、变电站综合自动化、广域保护等。E-mail: wangzp1103@sina.com

(编辑 许 威)