

基于二进制群智能算法的输电网故障诊断方法

臧天磊¹, 何正友¹, 李超文², 钱清泉¹

(1. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031; 2. 六安供电公司, 安徽 六安 237000)

摘要: 为保证电网故障诊断的准确性与实时性, 将二进制粒子群算法(BPSO)和二进制蚁群算法(BACA)引入到电网故障诊断优化模型的求解中, 并与遗传算法作了对比分析。对单一故障、多重故障、保护非逻辑性动作、信息丢失等不同故障信息条件下的故障案例进行了仿真。仿真结果表明二进制群智能算法在收敛速度和优化结果方面显著优于GA, 同时验证了提出的电网故障诊断方法具有诊断准确和容错性好等优点。

关键词: 故障诊断; 输电网; 优化模型; 二进制粒子群算法; 二进制蚁群算法

Fault section estimation in transmission network based on binary swarm intelligence algorithm

ZANG Tian-lei¹, HE Zheng-you¹, LI Chao-wen², QIAN Qing-quan¹

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;
2. Lu'an Power Supply Company, Lu'an 237000, China)

Abstract: In order to ensure the veracity and real-time of fault section estimation, binary particle swarm optimization algorithm (BPSO) and binary ant colony algorithm (BACA) are proposed to solve the optimal model of FSE in transmission network, then a comparative analysis is made with genetic algorithm (GA). Fault cases with different fault information such as single fault, multiple faults, non-logic action of protection and information lost are simulated. The simulation results indicate BPSO and BACA are superior to GA on the convergence speed and optimal results. Meanwhile, it verifies the merits such as veracity and fault tolerance of applying the proposed method for fault section estimation.

This work is supported by National Science Foundation of China (No.50877068) and New Century Excellent Talents of Education Ministry (NCET-06-0799).

Key words: fault diagnosis; transmission network; optimal model; binary particle swarm optimization; binary ant colony algorithm

中图分类号: TM711; TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)14-0016-07

0 引言

电网故障诊断是利用保护、断路器动作信息以及遥测、录波信息等来识别故障元件和误动作的保护、断路器, 其中故障元件的判断是关键。迅速、准确的故障诊断能为故障后供电恢复提供条件, 减少停电时间和停电损失。

目前, 研究电网故障诊断的主要方法可归纳为三类, 即基于分析计算的诊断方法、基于推理的诊断方法和基于优化技术的诊断方法。

基于分析计算的诊断方法^[1]是通过分析计算来自于 SCADA 系统和故障录波装置的电压、电流监测值来判断故障元件和故障位置。由于该方

法在诊断过程中, 不考虑保护、监控等装置的动作行为, 直接以整个变电站或某个局域网为对象, 按照保护的思路采用交流量来实现故障定位目前不太可行, 诊断效果也不佳。

基于推理的诊断方法是根据诊断规则或经验, 通过直接或间接的逻辑推理诊断出故障元件。此类方法包括专家系统^[2]、模糊集^[3]、粗糙集^[4]、Petri网^[5]、人工神经网络^[6]、贝叶斯网络^[7]等。这些方法在处理不确定信息方面具有一定的容错性, 比较适合电网故障诊断问题的求解。然而当上述方法被应用于大规模电网故障诊断时也存在明显缺陷, 如难以获取完备的知识库、样本集推理速度慢、收敛速度较慢、知识库维护困难等缺陷。

基于优化技术的电网故障诊断方法是将问题描述为0-1整数规划问题^[8], 然后采用遗传算法^[8-9]、禁忌搜索算法^[10]等智能优化算法求解。因其具有严密

基金项目: 国家自然科学基金(No. 50877068); 教育部优秀新世纪人才支持计划项目(NCET-06-0799)

的数学基础,且可用常规算法有效地实现,理论上可以覆盖专家系统的所有诊断规则等优点,使得优化技术成为最有可能实用化的诊断方法之一。因此本文主要基于优化技术开展工作。

当网络规模大、存在信息不确定、多重故障等情况下,需要选用有效、快速的优化算法,以保证故障诊断的准确性和实时性。针对电网故障诊断优化模型的特点,本文将二进制粒子群算法(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO)和二进制蚁群算法(Binary Ant Colony Algorithm, BACA)应用到电网故障诊断的优化问题求解中。因蚁算法和粒子群算法是群智能理论研究领域的两种主要算法,且理论上相对成熟,故本文将应用到的两种二进制算法统称为二进制群智能算法(Binary Swarm Intelligence Algorithm, BSIA)。仿真结果表明,基于二进制群智能算法的电网故障诊断方法较遗传算法诊断速度快、结果更加准确。特别是在多重故障伴随有断路器、保护非逻辑动作情况下,能给出合理的诊断结果,容错性好,更符合对故障诊断的准确性与实时性要求。

1 电网故障诊断优化模型

基于优化模型的电网故障诊断是利用反向推理方法找出最能解释警报信号的故障假说。具体实施中根据故障元件和保护、开关动作之间的逻辑关系,引入目标函数,首先把故障诊断问题表示成0-1整数规划问题,然后采用优化算法找出最能解释警报信号的故障假说。文献[8]根据故障元件和保护开关动作信息之间的关系,建立了电网故障诊断的优化模型如式(1)所示。

$$\min E(S) = \sum_{j=1}^{N_c} |C_j - C_j^*(S, R)| + \sum_{k=1}^{N_R} |R_k - R_k^*(S)| \quad (1)$$

式中: S 表示系统的设备状态向量,为待求量; S_i 表示第 i 个设备的状态, $S_i=0$ 或 1 分别表示第 i 个设备的正常或故障状态; C_j 表示第 j 个断路器的实际状态, $C_j=0$ 或 1 分别表示第 j 个断路器的未跳闸或跳闸状态; C_j^* 表示第 j 个断路器的期望状态,如果第 j 个断路器应该跳闸,则 $C_j^*=1$, 否则为 0 ; R_k 和 R_k^* 分别表示第 k 个保护的未动作或动作状态,如果第 k 个保护应该动作,则 $R_k^*=1$, 否则为 0 ; N_c 和 N_R 分别为断路器个数和配置的保护数目。

为实现电网故障诊断的在线应用,必须保证诊断的实时性。本文将计算速度快的BPSO与BACA算

法应用于电网故障诊断问题。

2 基于二进制群智能算法的电网故障诊断

2.1 基于 BPSO 算法的电网故障诊断

粒子群算法^[11]是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种基于群体智能的优化算法。其基本思想是模拟自然界生物的群体行为来构造解的随机优化算法。为解决离散或二进制变量的优化问题,文献[12]提出了二进制粒子群优化算法(BPSO)。在二进制粒子群算法中,将粒子每一维位置 x_{im} 和粒子最优的个体值都限定为 0 或 1 ,而对粒子的速度不加限制。根据速度大小来选择在粒子对应位置上为 0 或 1 ,速度大一些,则表示对应位置选 1 的概率大,速度较小则意味着对应位置可能会选 0 。因此,每个优化问题的解均为粒子在搜索空间中的位置。在搜索过程中,每个粒子到目前为止找到的自身的最优位置称为粒子的个体极值 p_{best} ,所有粒子中的最优位置记为全局极值 g_{best} 。

假设在一个 M 维的搜索空间,粒子 i 的位置表示为 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM})$,速度表示为 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iM})$ 。粒子 i 有一个被优化的函数决定的适应度值,将 X_i 代入目标函数计算出适应度值,根据该值的大小衡量 X_i 的优劣,在找到 p_{best} 和 g_{best} 之后,根据式(2)和式(3)来更新自身的速度和位置。

$$v_{im}^{k+1} = wv_{im}^k + c_1r_1^k(p_{best,im}^k - x_{im}^k) + c_2r_2^k(g_{best,im}^k - x_{im}^k) \quad (2)$$

$$\begin{cases} x_{im}^{k+1} = 1 & r_{im}^{k+1} < \text{sigmoid}(v_{im}^{k+1}) \\ x_{im}^{k+1} = 0 & r_{im}^{k+1} \geq \text{sigmoid}(v_{im}^{k+1}) \end{cases} \quad (3)$$

式中: x_{im}^{k+1} 和 v_{im}^{k+1} 分别为粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时在第 m 维空间的位置和速度; w 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速因子,均为正实数; r_1 和 r_2 为随机产生的一个介于(0,1)之间的随机数; $p_{best,im}^k$ 为粒子 i 至第 $k+1$ 次迭代为止在第 m 维空间找到的个体最优粒子位置; $g_{best,im}^k$ 为至第 $k+1$ 次迭代为止在第 m 维空间找到的群体最优粒子位置。 r_{im}^{k+1} 为随机产生的介于(0,1)之间的随机数。为防止 $\text{sigmoid}(v_{im}^{k+1})$ 函数饱和,本文中粒子的速度设定在 $[-4, 4]$ 范围内,对应的 $\text{sigmoid}(v_{im}^{k+1})$ 函数为:

$$\text{Sigmoid}(v_{im}^{k+1}) = \begin{cases} 0.98 & v_{im}^{k+1} > 4 \\ \frac{1}{1 + \exp(-v_{im}^{k+1})} & -4 < v_{im}^{k+1} < 4 \\ -0.98 & v_{im}^{k+1} < -4 \end{cases} \quad (4)$$

在电网故障诊断问题中, $X_i = S_i$, 即粒子的位

置代表电网元件的状态，粒子的维数代表电网中元件个数。

基于BPSO算法的电网故障诊断流程描述如下：

程序初始化

输入：从SCADA和RAMS系统读取开关跳闸信息、保护动作信息、设备及其连接信息，并按照式(1)形成适应度评价函数；

粒子群初始化：初始化所有粒子的位置和速度 S_i, V_i ；

设置： $k=1$ ；

WHILE ($k \leq K$): K 为最大迭代次数

FOR ($i=1; i++; i \leq M$): M 为粒子群规模

计算适应度值：根据式(1)计算第*i*个粒子的适应度值；

更新个体极值 p_{best} ：比较适应度值 $E(S_i)$ 和 p_{best} ，如果 $E(S_i)$ 小于 p_{best} 的适应度值，则将当前的粒子位置设置为 p_{best} ；

更新全局极值 g_{best} ：所有粒子的最好 p_{best} 记为粒子群的全局极值 g_{best} 。如果 $E(S_i)$ 小于 g_{best} 的适应度值，则将当前的粒子位置设置为 g_{best} ；

更新粒子速度和位置：根据式(2)与(3)更新粒子的速度和位置；

$S_{best} \leftarrow$ iteration best solution

$S_{Gbest} \leftarrow$ best of S_{best} previous global best S_{Gbest}

END FOR

$k=k+1$ ；

END WHILE

输出：输出全局最优粒子的位置 S_{Gbest} ，即对应电网各元件状态。若该位置值为1，则对应元件故障，为0表示正常。

结束

2.2 基于 BACA 算法的电网故障诊断

二进制蚁群算法(BACA)^[13]因其特殊的随机二进制链式结构，使得蚂蚁每一时刻只需从0和1路径中进行选择，而1和0恰好对应着电网中元件“故障”与“正常”两种状态，这使得该算法特别适用于求解电网故障诊断问题。该算法的数学描述如下：

定义 有向图 $G = \{C, L\}$ ，顶点集 C 为 $\{c_0(v_s), c_1(v_N^0), c_2(v_N^1), c_3(v_{N-1}^0), c_4(v_{N-1}^1), \dots, c_{2N-3}(v_2^0), c_{2N-2}(v_2^1), c_{2N-1}(v_1^0), c_{2N}(v_1^1)\}$ 。其中： v_s 为起始顶点；顶点 v_j^0 和 v_j^1 分别用于表示二进制码串中位 b_j 取值为0或1的状态，即对于 $j = 2, 3, \dots, N$ ，只有指向 v_{j-1}^0 和 v_{j-1}^1 的两条有向弧。这两条有向弧代表蚂蚁下一步允许选择的状态——0或1。节点状态之间连接的网络如图1所示。其中： n 表示二进制编码的长度。

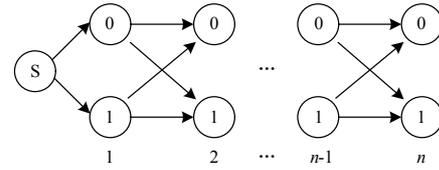


图1 蚂蚁遍历二元网络的有向图

Fig.1 Searching the oriented graph of dual network by ants

初始时刻，各条路径上的信息素相等，设 $\tau_0 = C$ (C 为常数)。在运动过程中蚂蚁根据式(5)和式(6)决定转移的方向。转移概率公式为

$$p_{i0}(t) = \frac{\tau_{i0}^\alpha(t) \times \eta_{i0}^\beta(t)}{\tau_{i0}^\alpha(t) \times \eta_{i0}^\beta(t) + \tau_{i1}^\alpha(t) \times \eta_{i1}^\beta(t)} \quad (5)$$

$$p_{i1}(t) = 1 - p_{i0}(t) \quad (6)$$

其中： $p_{i0}(t)$ 是蚂蚁遍历完节点*i*后选择0的概率； $p_{i1}(t)$ 是蚂蚁遍历完节点*i*后选择1的概率； α 是轨迹的相对重要性($\alpha \geq 0$)； β 是能见度的相对重要性($\beta \geq 0$)； $\tau_{i0}(t)$ 是*t*时刻路径(*i, j*) (其中*j*为0)上残留的信息素； $\tau_{i1}(t)$ 是*t*时刻路径(*i, j*) (其中*j*为1)上残留的信息素； $\eta_{i0}(t)$ 是*t*时刻蚂蚁选择0的能见度； $\eta_{i1}(t)$ 是*t*时刻蚂蚁选择1的能见度。

由于采用二进制编码，蚂蚁无须像传统蚁群算法那样采用禁忌表来记录已经遍历过的节点，只需根据面前两条路径上信息素的大小来进行选择。此外，随着时间的推移，信息素会逐渐挥发， ρ 是信息素残留因子($0 \leq \rho < 1$)， $1 - \rho$ 是信息素挥发因子。蚂蚁完成一次遍历后，对路径上的信息素进行更新。同时为了提高算法的效率，在信息素更新过程中引入max-min原则^[13]，即每一次迭代之后，只有在本次迭代中取得最优的那条路径上的信息素进行更新。具体根据式(7)和(8)更新路径上的信息素。

$$\tau_{i0}(t+1) = \rho \times \tau_{i0}(t) + \Delta\tau \quad (7)$$

$$\tau_{i1}(t+1) = \rho \times \tau_{i1}(t) + \Delta\tau \quad (8)$$

其中： $\Delta\tau = Q/f(\text{best})$ ， $f(\text{best})$ 是每一代最优解或全局最优解， Q 为信息素强度。同时为了改善算法的全局收敛性，将信息素设置了上、下界。若信息素更新之后大于 τ_{\max} ，则将其置为 τ_{\max} ；若更新之后小于 τ_{\min} ，则将其置为 τ_{\min} 。

基于 BACA 的电网故障诊断流程描述如下：

程序初始化

输入：从SCADA和RAMS系统读取开关跳闸信息、保护动作信息、设备及其连接信息，并按照式(1)形成适应度评价函数；

蚁群初始化：

设置： $k=1$ ；

```

WHILE ( $k \leq K$ ):  $K$ 为最大迭代次数
    FOR( $i=1; i++; i \leq M$ ):  $M$ 为蚁群规模
        计算适应度值: 计算第 $i$ 只蚂蚁的适应度值;
        蚂蚁遍历二进制链的过程
        for  $j=1$  to  $D$  do ( $D$ 为电网中元件数目)
            蚂蚁根据路径上信息素大小在 $\{0,1\}$ 进行选择
            choose a value  $c \in \{0,1\}$  for  $a_j$ 
            append  $a_j=c$  to  $S_i$ 
        end for
        将蚂蚁遍历过程中元件状态代入目标函数
        encode and evaluate all the colony size solution
         $S_i, i \in \{1,2,\dots,M\}$ 
        按式(7),(8)更新路径上的信息素, 并更新状态集  $S_i$ 
         $S_{best} \leftarrow$  iteration best solution
         $S_{Gbest} \leftarrow$  best of  $S_{best}$  previous global best  $S_{Gbest}$ 
    END FOR
     $k=k+1$ ;
END WHILE
输出: 解码输出故障诊断结果 $S_{Gbest}$ , 即对应电网各元件状态。
    若取值为1, 则对应元件故障, 为0表示正常。
    
```

结束

3 算例分析

3.1 算法的诊断结果与收敛性能比较

利用本文提出的电网故障诊断方法对图2所示的算例系统进行仿真测试。该系统包括28个元件、40个断路器和84个保护, 保护配置详见文献[8]。仿真基于Matlab平台, 运行于奔腾IV计算机上, 分别对不同算例应用BPSO、BACA与GA求解。

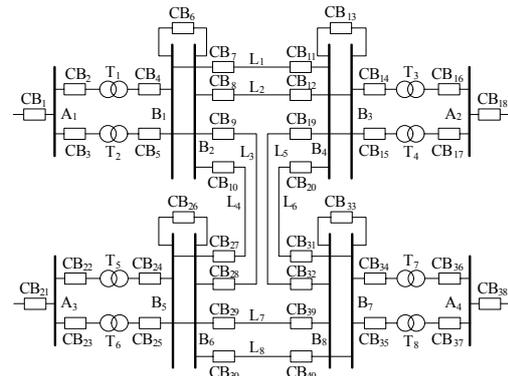


图2 算例系统

Fig.2 A sample power networks

参照文献[14], BPSO各参数设置如下: 粒子群规模 $M=100$, 最大迭代次数 $K=200$, 惯性权重 $\omega=1.0$, 加速因子 $c_1=c_2=2.1$, 最大速度 $V_{max}=4.0$ 与最小速度 $V_{min}=-4.0$ 。

通过仿真测试, BACA主要参数设置如下: 蚁群规模 $M=100$, 最大迭代次数 $K=200$, 轨迹的相对重要性 $\alpha=1.0$, 能见度的相对重要性 $\beta=1.0$, 信息素残留因子 $\rho=0.9$;

本文中遗传算法的参数设置为: 种群规模 $M=100$; 最大迭代次数 $K=200$; 交叉率 $P_c=0.8$; 变异率 $P_m=0.01$ 。

表1给出了6个典型算例, 其中收集了保护动作信息和开关跳闸信息, 列出了在相同群规模下, 应用三种算法求解优化模型得到的诊断结果。

表2给出了在群规模取100情况下, 应用BPSO、BACA和GA三种算法求解电网故障诊断时的收敛于最优值概率、最大收敛迭代次数、收敛的平均迭代次数(连续运行100次)。

表1 故障算例测试结果

Tab.1 Status of relays, circuit breakers and diagnosis results

序号	开关跳闸信号	保护动作信号	主要诊断结果 (括号中为最小适应度值)	
			二进制群智能算法	本文中遗传算法
			(BPSO /BACA)	(GA)
1	CB ₄ CB ₅ CB ₆ CB ₇ CB ₉ CB ₁₁	B _{1m} L _{1Sp} L _{1Rm}	B ₁ L ₁ (1)	1. B ₁ L ₁ (1); 2. B ₁ (3).
2	CB ₄ CB ₅ CB ₆ CB ₇ CB ₈ CB ₉ CB ₁₀ CB ₁₁ CB ₁₂	B _{1m} L _{1Sm} L _{1Rp} B _{2m} L _{2Sp} L _{2Rm}	B ₁ B ₂ L ₁ L ₂ (2)	1. B ₁ B ₂ L ₁ L ₂ (2); 2. B ₁ L ₁ L ₂ (4); 3. B ₁ B ₂ L ₁ (4); 4. B ₁ B ₂ L ₂ (4).
3	CB ₁₄ CB ₁₆ CB ₂₉ CB ₃₉	T _{3p} L _{7Sp} L _{7R}	T ₃ L ₇ (3)	T ₃ L ₇ (3)
4	CB ₁₉ CB ₂₀ CB ₂₉ CB ₃₀ CB ₃₂ CB ₃₃ CB ₃₄ CB ₃₅ CB ₃₆ CB ₃₇ CB ₃₉	T _{7m} T _{8p} B _{7m} B _{8m} L _{5Sm} L _{5Rp} L _{6Ss} L _{7Rm} L _{8Ss}	L ₅ L ₇ B ₇ B ₈ T ₇ T ₈ (5)	1. L ₅ L ₇ B ₇ B ₈ T ₇ T ₈ (5); 2. L ₅ L ₇ B ₇ B ₈ T ₇ (6).
5	CB ₇ CB ₈ CB ₁₁ CB ₁₂ CB ₂₉ CB ₃₀ CB ₃₉ CB ₄₀	L _{1Sm} L _{1Rp} L _{2Sp} L _{2Rp} L _{7Sp} L _{7Rm} L _{8Sm} L _{8Rm}	L ₁ L ₂ L ₇ L ₈ (4)	1. L ₁ L ₂ L ₇ L ₈ (4); 2. L ₁ L ₇ L ₈ (6).
6	CB ₂ CB ₄ CB ₅ CB ₇ CB ₁₁ CB ₁₂ CB ₂₈	T _{1p} T _{2s} L _{1Sp} L _{1Rp} L _{2Rs} L _{3Rs}	T ₁ B ₁ (13)	1. T ₁ B ₁ (13); 2. T ₁ 或 B ₁ (14); 3. T ₁ L ₁ (14); 4. T ₁ B ₁ L ₁ (14).

表2 BPSO、BACA和GA算法求解FSE问题时的收敛性能比较 (群规模取100)

Tab.2 Comparisons of three algorithms for solving FSE (population size=100)

算例	BPSO			BACA			GA		
	收敛于最优值概率	最大收敛迭代次数	平均收敛迭代次数	收敛于最优值概率	最大收敛迭代次数	平均收敛迭代次数	收敛于最优值概率	最大收敛迭代次数	平均收敛迭代次数
1	100%	12	8.45	100%	12	7.96	97%	196	36.19
2	100%	12	8.51	98%	17	8.32	92%	197	63.53
3	100%	11	8.68	100%	14	8.53	100%	193	32.25
4	100%	14	8.85	99%	23	10.17	93%	200	88.92
5	100%	12	8.46	99%	18	8.74	96%	177	62.73
6	100%	25	9.43	100%	15	8.68	92%	199	32.45

表 1 所示的测试结果表明：应用二进制群智能算法诊断结果更准确，在多重故障伴随有断路器、保护拒动和误动的情况下，遗传算法在历次求解中会给出多个不同的诊断结果或者造成漏解，而应用二进制群智能算法能给出更为准确的诊断结果。

图 3~8 显示了应用三种算法求解 6 个算例时，最小适应度值随迭代次数的变化曲线（群规模取 100），并在图中标注了最小适应度值。

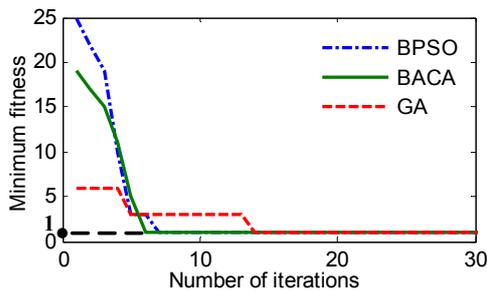


图3 算例1最小适应度值随迭代次数变化曲线

Fig.3 Minimum fitness against number of generations among three algorithms, case 1

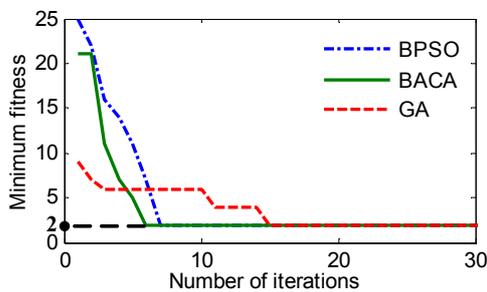


图4 算例2最小适应度值随迭代次数变化曲线

Fig.4 Minimum fitness against number of generations among three algorithms, case 2

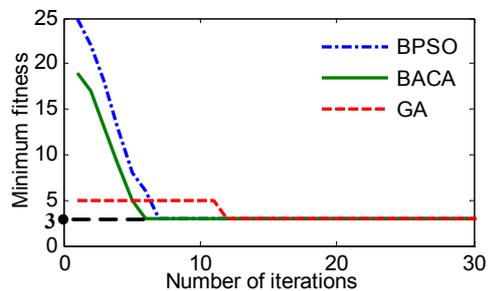


图5 算例3最小适应度值随迭代次数变化曲线

Fig.5 Minimum fitness against number of generations among three algorithms, case 3

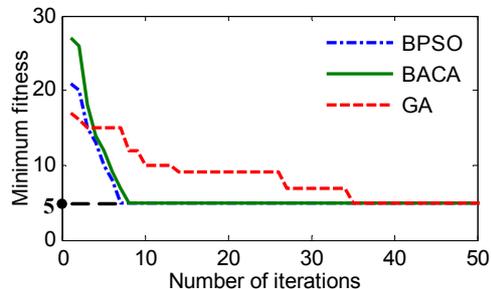


图6 算例4最小适应度值随迭代次数变化曲线

Fig.6 Minimum fitness against number of generations among three algorithms, case 4

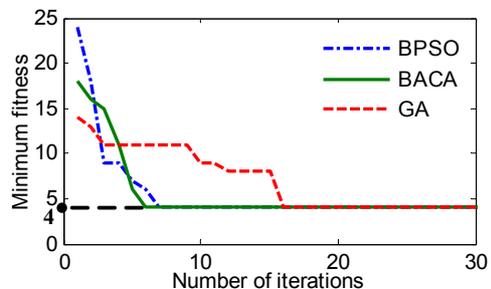


图7 算例5最小适应度值随迭代次数变化曲线

Fig.7 Minimum fitness against number of generations among three algorithms, case 5

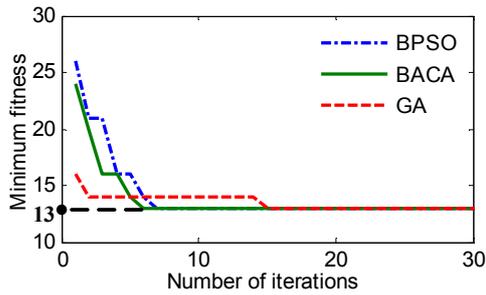


图8 算例6最小适应度值随迭代次数变化曲线

Fig.8 Minimum fitness against number of generations among three algorithms, case 6

从上述图表可以看出：在求解电网故障诊断问题时，二进制群智能算法的收敛速度和优化结果明显优于GA。同时较之于遗传算法（GA），二进制群智能算法（BPSO与BACA）在算法机理上有以下优点：

(1) 与采用实数编码的GA相比，二进制编码方式占用更少的存储空间；

(2) 二进制群智能算法在每次搜索中只从0或1中进行选择，这样大大降低了算法的复杂性；

(3) 利用最为经济、有效的编码方式，二进制群智能算法的遍历搜索能力较GA强；

(4) 二进制群智能算法无须进行选择、交叉和变异，也无须采用禁忌表来记录已经遍历过的节点，具有易于编程实现，计算速度快，收敛性好等优点。

由此可见，二进制群智能算法较GA更加满足电网故障诊断的准确性与实时性要求。并且在相同群规模下对多数算例的测试中，引入max-min策略改进后的BACA比BPSO算法的平均迭代次数略少，而BPSO算法较BACA的收敛效果更好。在满足实时性要求下，BPSO算法优化求解更稳定。

表3 算法的容错性检验

Tab.3 Fault tolerance test of algorithms

算例序号	信息报送情况	开关跳闸与保护动作信号	主要诊断结果（括号中为最小适应度值）	
			二进制群智能算法 (BPSO/BACA)	本文中遗传算法 (GA)
5'	断路器CB ₉ CB ₂₈ 误动或信息误报	CB ₇ CB ₈ CB ₉ CB ₁₁ CB ₁₂ CB ₂₈ CB ₂₉ CB ₃₀ CB ₃₉ CB ₄₀ L _{1Sm} L _{1Rp} L _{2Sp} L _{2Rp} L _{7Sp} L _{7Rm} L _{8Sm} L _{8Rm}	L ₁ L ₂ L ₇ L ₈ (6)	1.L ₁ L ₂ L ₇ L ₈ (6); 2.L ₁ L ₇ L ₈ (8).
5''	保护L _{6Sm} 信息误报	CB ₇ CB ₈ CB ₁₁ CB ₁₂ CB ₂₉ CB ₃₀ CB ₃₉ CB ₄₀ L _{1Sm} L _{1Rp} L _{2Sp} L _{2Rp} L _{6Sm} L _{7Sp} L _{7Rm} L _{8Sm} L _{8Rm}	L ₁ L ₂ L ₇ L ₈ (5)	1.L ₁ L ₂ L ₇ L ₈ (5); 2.L ₁ L ₇ L ₈ (7).
5'''	断路器CB ₉ CB ₂₈ 与保护L _{6Sm} 信息误报	CB ₇ CB ₈ CB ₉ CB ₁₁ CB ₁₂ CB ₂₈ CB ₂₉ CB ₃₀ CB ₃₉ CB ₄₀ L _{1Sm} L _{1Rp} L _{2Sp} L _{2Rp} L _{6Sm} L _{7Sp} L _{7Rm} L _{8Sm} L _{8Rm}	L ₁ L ₂ L ₇ L ₈ (7)	1.L ₁ L ₂ L ₇ L ₈ (7); 2.L ₁ L ₇ L ₈ (9); 3.L ₂ L ₇ L ₈ (10).
2&4	复杂故障情况: 算例2与算例4报送信息的复合	CB ₄ CB ₅ CB ₆ CB ₇ CB ₈ CB ₉ CB ₁₀ CB ₁₁ CB ₁₂ CB ₁₉ CB ₂₀ CB ₂₉ CB ₃₀ CB ₃₂ CB ₃₃ CB ₃₄ CB ₃₅ CB ₃₆ CB ₃₇ CB ₃₉ T _{7m} T _{8p} B _{1m} B _{2m} B _{7m} B _{8m} L _{1Sm} L _{1Rp} L _{2Rm} L _{2Sp} L _{5Sm} L _{5Rp} L _{6Ss} L _{7Rm} L _{8Ss}	T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₂ L ₅ L ₇ (7)	1.T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₂ L ₅ L ₇ (7); 2.T ₇ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₂ L ₅ L ₇ (8); 3.T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₂ L ₅ L ₇ (9); 4.T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₂ L ₅ L ₇ (9); 5.T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ L ₁ L ₂ L ₅ L ₇ (9); 6.T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₂ L ₅ L ₇ (9); 7.T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₅ L ₇ (9); 8.T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₂ L ₇ (9); 9.T ₄ /T ₅ /T ₆ T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₂ L ₅ L ₇ (9); 10.T ₇ B ₁ B ₂ B ₇ L ₁ L ₂ L ₅ L ₇ (10); 11.T ₃ T ₇ T ₈ B ₁ B ₂ B ₇ B ₈ L ₁ L ₅ L ₇ (11).

3.2 算法的容错性检验

为检验算法对报送信息的容错性，本文在原始算例的基础上进一步增大警报信息的不确定性，以检验算法是否能够得到合理的诊断结果。表3给出了四种信息报送情况下，算法的诊断结果比较。

由表3可见，在多重故障伴随有警报信息不确定性增大的情况下，GA给出的诊断结果不够准确，且在复杂故障情况下容易造成误判；应用二进制群智能算法仍然能够给出准确、合理的诊断结果，说明算法具有较好的容错性。

4 结论

为保证电网故障诊断的准确性与实时性，本文针对电网故障诊断优化模型的特点，提出将二进制群智能算法(BPSO与BACA)应用于电网故障诊断优化模型的求解，并在仿真测试中与遗传算法作了比较分析。结果表明二进制群智能算法的收敛速度和优化结果明显优于遗传算法，且具有易于编程实现、遍历搜索能力强等优点；特别是在多重故障伴随有保护、断路器非逻辑动作等情况下，应用二进制群智能算法能给出合理的诊断结果，容错性好，

更符合对电网故障诊断的准确性与实时性要求。

参考文献

- [1] 毛鹏, 许扬, 蒋平. 输电网故障诊断研究综述及发展[J]. 继电器, 2005, 33 (22): 79-86.
MAO Peng, XU Yang, JIANG Ping. Survey and development on fault diagnosis in power systems[J]. Relay, 2005, 22 (16): 79-86.
- [2] Cho H J, Park J K. An expert system for fault section diagnosis of power systems using fuzzy relations[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12 (1): 342-348.
- [3] Chen W H, Liu C W, Tsai W S. On-line fault diagnosis of distribution substations using hybrid cause-effect network and fuzzy rule-based method[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2000, 15 (2): 710-717.
- [4] Hor Ching-Lai, Crossley P A, Building S J. Knowledge for substation-based decision support using rough sets[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2007, 22(3): 1372-1379.
- [5] 孙静, 秦世引, 宋永华. 一种基于Petri网和概率信息的电力系统故障诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2003, 27 (13): 10-15.
SUN Jing, QIN Shi-yin, SONG Yong-hua. A fault diagnosis method for electric power systems based on Petri nets and probability information[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27 (13): 10-15.
- [6] 毕天姝, 倪以信, 吴复立, 等. 基于新型神经网络的电网故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22 (2): 73-78.
BI Tian-shu, NI Yi-xin, WU Fu-li, et al. Hybrid fault section estimation system with radial basis function neural network and fuzzy system [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (14): 12-18.
- [7] 吴欣, 郭创新, 曹一家. 基于贝叶斯网络及信息时序属性的电力系统故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (13): 14-18.
WU Xin, GUO Chang-xin, CAO Yi-jia. A new fault diagnosis approach of power system based on Bayesian networks and temporal order information[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (13): 14-18.
- [8] 文福拴, 韩祯祥. 基于遗传算法和模拟退火算法的电力系统故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 1994, 14 (3): 29-36.
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang. Fault section estimation in power system using genetic algorithm and simulated annealing[J]. Proceedings of the CSEE, 1994, 14 (3): 29-36.
- [9] 文福拴, 韩祯祥, 等. 基于遗传算法的电力系统故障诊断的解析模型与方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 1998, 10 (3): 1-7.
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang, et al. Analytic model and genetic algorithm based method for fault diagnosis in power systems[J]. Proceedings of the EPSA, 1998, 10 (3): 1-7.
- [10] Wen F S, Chang C S. Possibilistic-diagnosis theory for fault-section estimation and state identification of unobserved protective relays using tabu-search method[J]. IEE Proc Gener, Transm, and Distrib, 1998, 145 (6): 722-730.
- [11] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// IEEE World Intel Conf on Neural Networks. Perth(Australia): 1995: 1942-1948.
- [12] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]//Proc Int Conf Systems, Man, Cybernetics. Piscataway, NJ: 1997. 4104-4109.
- [13] 程美英, 熊伟清, 魏平. 基于二元蚁群算法求解组卷问题[J]. 计算机应用研究, 2008, 25 (9): 259-264.
CHENG Mei-ying, XIONG Wei-qing, WEI Ping. Composing testpaper based on binary ant colony algorithm[J]. Application Research of Computers, 2008, 25 (9): 259-264.
- [14] Eberhart R, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]// Proceedings of the 2000 congress on evolutionary computation. La Jolla, CA, USA. Piscataway, NJ, USA: 2000.84-88.
- [15] 李超文, 何正友, 张海平, 等. 基于二进制粒子群算法的辐射状配电网故障定位[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (7): 35-39.
LI Chao-wen, HE Zheng-you, ZHANG Hai-ping, et al. Fault location for radialized distribution networks based on BPSO algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37 (7): 35-39.

收稿日期: 2009-08-20; 修回日期: 2010-01-14

作者简介:

臧天磊 (1986-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统运行优化, 智能信息处理在电力系统中的应用; E-mail: zangtianlei@126.com.

何正友 (1970-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事信号处理和信息理论在电力系统故障诊断中的应用、新型继电保护原理、配电网自动化等方向的研究工作;

李超文 (1982-), 男, 硕士, 从事电力系统运行工作。

钱清泉 (1936-), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 研究领域为电力监控及综合自动化。