

基于改进离散差分进化算法的多故障最小碰集生成技术

石宇 王岩 刘扬 朱敏

(空军航空大学 信息对抗系 长春 130022)

摘要: 最小碰集生成是确定多故障诊断策略的常用方法,提出运用基于混合策略的离散差分进化算法(DDE)求解多故障模糊组的最小碰集。结合最小碰集生成的特点对种群中个体进行了重定义;采用混合差分策略加上随机变化的缩放因子,平衡了算法寻优的全局性和收敛速度的矛盾;通过新增两个选择机制提高算法的及时性和种群的多样性。结合实例进行了仿真分析,验证了该算法相对于离散粒子群算法的有效性。

关键词: 离散差分进化算法;混合差分策略;最小碰集;多故障诊断

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.3050

Generation of minimal hitting set for multiple fault diagnosis based on enhanced discrete differential evolution algorithm

Shi Yu Wang Yan Liu Yang Zhu Min

(Aviation University Air Force, Changchun 130022, China)

Abstract: Multiple fault minimal hitting generation is the first step in the development of multiple fault diagnosis strategy, a discrete differential evolution algorithm (DDE) based on a hybrid strategy is proposed in order to generate the minimal hitting set firstly. Redefine the meaning of the individuals of population according to the characteristics of Multiple fault minimal hitting generation; Hybrid differential strategies and random changes in the scaling factor are introduced, thus the contradictory of global optimization and convergence rate is further balanced. By the addition of two selection mechanisms, timeliness of algorithm and diversity of populations are improved. Through a example discrete particle swarm algorithm is compared to verify the effectiveness of the algorithm.

Keywords: discrete differential evolution; hybrid differential strategies; minimal hitting set; multiple fault diagnosis

1 引言

目前国际上研发的诊断策略辅助优化软件,通常都基于单故障假设,如 START, AGENDA 和 SDT 等。然而,对于包含大量故障单元的复杂系统,尤其是具有容错功能的冗余系统,多故障发生的概率显著增加。此时,基于单故障假设的诊断策略^[1]很有可能产生错误的推理。

针对多故障的诊断问题,主要有拉格朗日松弛算法^[2]、主启发式算法^[2]、基于标志传播的算法^[3]、基于多色集与概念集的算法^[4]以及基于最小碰集的算法^[5-8]。其中基于最小碰集的算法作为主流方法,被广为使用;王子玲等人^[5]利用分类 HS-TREE 来计算最小碰集,进而进行多故障诊断,作为基于树的方法,其节点数量会随问题规模增大而迅速增加,且可能因剪枝而剪掉真实解;吕晓明等人^[6]和李宝晨

等人^[7]分别运用 BPSO 算法和 BQPSO 算法的个体极值和群体极值的双寻优机制来搜索全部碰集,从而完成多故障诊断,然而该方法并不能确保解的完备性,且需要先获得碰集,再计算最小碰集;陈晓梅等人^[8]则将分支定界法和集合枚举法相结合,提出基于 BNB-HSSE 的最小碰集计算方法,进而将其运用于基于模型的故障诊断之中,该方法避免了单一方法的缺陷,属于算法速度与全局寻优的一种“折衷”。

本文将差分进化算法进行了离散化处理,并首次将之运用于多故障最小碰集生成问题。混合差分策略的使用兼顾了全局寻优和收敛速度的平衡;随机变化的缩放因子和简单的种群重构重点解决算法容易早熟的现象;新增两个选择机制用以维持种群多样性和提高算法的及时性,并能直接获得最小碰集。

1 多故障模糊组的表示方法

1.1 多故障数学描述

多故障诊断问题通常被定义为1个五元组 $(F, T, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{P})$, 其中: 1) $F = \{f_0, f_1, \dots, f_m\}$ 表示与系统状态相关的有限故障集, f_0 表示系统无故障; 2) $T = \{t_1, \dots, t_n\}$ 表示系统包含的 n 个可用测试的集合; 3) $\mathbf{B} = \{b_{ij} | 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ 表示系统的故障-测试相关矩阵, 若测试 t_j 能检测故障 f_i , 则 $b_{ij} = 1$, 否则, $b_{ij} = 0$; 4) $\mathbf{C} = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 表示与测试集 T 对应的测试费用; 5) 最后的 $\mathbf{P} = \{p_1, \dots, p_m\}$ 表示与故障集 F 相对应的故障先验概率。

1.2 多故障模糊组的符号定义和属性

为讨论方便, 先给出如下定义和描述:

1) 多故障模糊组

根据 Grunberg 等人的研究^[9], 用符号 $X = \Theta(L; F_1, F_2, \dots, F_L; \mathbf{G})$ 来描述诊断树的 OR 节点上的状态(即多故障模糊组), 其中 $\mathbf{G} = \bigcup_{t_i=\text{PASS}} \tilde{T}_j \subseteq \mathbf{S}$, 表示表示确定未发生故障的状态的集合。 F_i 表示至少包含1个确定故障的单故障或者多故障集合。即:

$$\Theta(L; F_1, F_2, \dots, F_L; \mathbf{G}) =$$

$$\{X \subseteq \mathbf{S} | X \cap F_i \neq \phi, i = 1, 2, \dots, L, \text{ 且 } X \cap \mathbf{G} = \emptyset\}$$

X 的若干属性^[10]保证了按事先确定的测试序贯能够逐个生成各个或节点代表的多故障模糊组, 此处不再赘述。

2) 最小集、冲突集、碰集

定义1 集合 $Q = \{Q_1, \dots, Q_k\}$ 的最小集 $I(Q)$ 为删除 Q 的所有超集的集合, 即 $I(Q)$ 满足:

$$I(Q) = Q - \{Q_i | \exists Q_j, Q_i \subseteq Q_j\}, I(Q) \subseteq Q$$

定义2 集合簇 $Q = \{Q_1, \dots, Q_k\}$ 的碰集 $H(Q) = \{H_1, \dots, H_q\}$, 其中 H_j 满足:

$$\begin{cases} H_j \subseteq \bigcup_{1 \leq i \leq k} Q_i, j = 1, \dots, q \\ H_j \cap Q_i \neq \emptyset, i = 1, \dots, k \end{cases}$$

即 Q 中每一个集合中至少有一个元素在集合 H 中, 根据文献[11]中对冲突集的定义可知, 此处集合 Q 即为冲突集。删除所有超集以后的碰集即为最小碰集。

基于上述定义, 可以得到多故障模糊组最小集的定理:

定理1: 多故障模糊组 $X = \Theta(L; F_1, F_2, \dots, F_L; \mathbf{G})$ 的最小集为集合 $\{F_1, F_2, \dots, F_L\}$ 的最小碰集, 即 $I(X) = I[H(F)]$ 。由文献[11]可知, 诊断树上终端叶节点的多故障状态集的最小碰集就是对系统的诊断。

2 基于改进离散差分进化算法的最小碰集求解

2.1 差分进化算法的离散化及个体的编码

本文将冲突集 Q (即多故障模糊组) 映射到仅包含 '0'、'1' 的 $m \times n$ 矩阵 \mathbf{M} , 其中, m 为冲突集 Q 所拥有的 F_i 的个数, n 为集合 $\{F_1, F_2, \dots, F_L\}$ 所有相异故障源数量, 若 F_i 含有故障源 f_j 时, $M_{ij} = 1$, 反之 $M_{ij} = 0$ 。这样就多故障

模糊组最小碰集的求解转化成二值空间问题, 因此需要对连续域的差分进化算法进行离散化。

受 BPSO 算法的启发, 本文使用 Sigmoid 函数将变异的个体映射到 $[0, 1]$ 区间以完成编码, 转换关系为:

$$Y_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{rand} < f(x_{ij}) \\ 1, & \text{其他} \end{cases}$$

式中: $f(x_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-x_{ij}}}$, x_{ij} 为个体元素变异后的中间值, $i = 1, 2, \dots, N_p$ (N_p 为种群大小), $j = 1, 2, \dots, n$ (n 为问题规模即可供选择的故障总数), Y_{ij} 表示变异后的个体元素, 当变异后的个体含有故障源时, $Y_{ij} = 1$, 否则 $Y_{ij} = 0$ 。

2.2 差分进化算法的改进

1) 变异操作。基本 DE 算法运用单一差分策略(主要是 DE/rand/1 或 DE/best/1)完成变异。DE/rand/1 虽利于保持种群丰富性, 但收敛时间较长; DE/best/1 收敛速度虽快, 但却极易陷入局部最优。为了兼顾收敛速度与寻优能力的平衡, 本文把个体随机分配到 2 个子种群, 进而完成 2 种差分策略的混合。通过生成一随机数并判断该值是否小于分配阈值 b (本文设为 0.5 效果较好) 选取差分策略:

$$\begin{cases} V_{i,G} = X_{i,r1,G} + F(G, \max T) \cdot \\ (X_{i,r2,G} - X_{i,r3,G}), \text{rand} < b \\ V_{i,G} = X_{\text{best},G} + F(G, \max T) \cdot (X_{i,r2,G} - X_{i,r3,G}), \text{其他} \end{cases}$$

其中, 缩放因子 $F \sim U(0.5, 1)$, 即 $(0.5, 1)$ 之间均匀分布的随机数。这样的随机选择在一定程度上可以避免缩放因子所影响的早熟收敛, 有利于找到尽可能多的碰集。变异操作的差分策略示意图如图 1 所示。

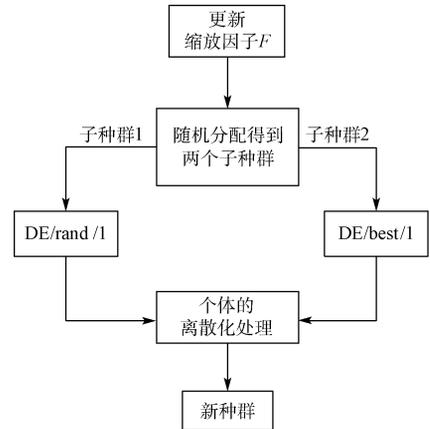


图1 差分策略示意图

2) 适应度函数和选择操作。文献[6]利用了 BPSO 算法的个体极值和群体极值的两种寻优机制, 构造了两种适应度函数共同寻优, 这不适用于差分进化算法。本文仅取其中的个体适应度函数作为差分进化的适应度函数:

$$f_{pi} = x/m, 1 \leq i \leq N_p$$

式中: x 表示个体 i 与 \mathbf{M} 中各行向量有交集的个数。该适应度函数表征了个体的优良程度, 其值越大越好, 当 $f_{pi} = 1$ 时个体最优异, 为多故障模糊组的碰集。为了防止优良的

变异个体被交叉操作破坏,本文在变异操作之后新增了选择机制,用以避免不必要的交叉操作,一定程度上提高了算法的及时性。

对于文献[6]中提到的另一种适应度函数,其本质是为了保持粒子种群多样性,从而可以更多地搜索到可能的碰集。本文用增加第二个选择机制的方式来达到更好的效果,这样不仅以简单地种群重构的方式维持了种群多样性,

还能直接获得最小碰集,避免了文献[6]先获得碰集,再求最小碰集的操作。具体实现方式是:当 $f_{pi} = 1$ 时,若 X_{hit} (记录最小碰集的集合)中有集合包含了子个体,则将该集合剔除 X_{hit} ,且将子个体加入 X_{hit} ;若 X_{hit} 中没有子个体的子集,则将其加入到 X_{hit} 中;最后该子个体根据条件(见图 2)决定是否随机更新(相当于简单的种群重构)并取代父个体。算法具体流程及新增选择机制如图 2 所示。

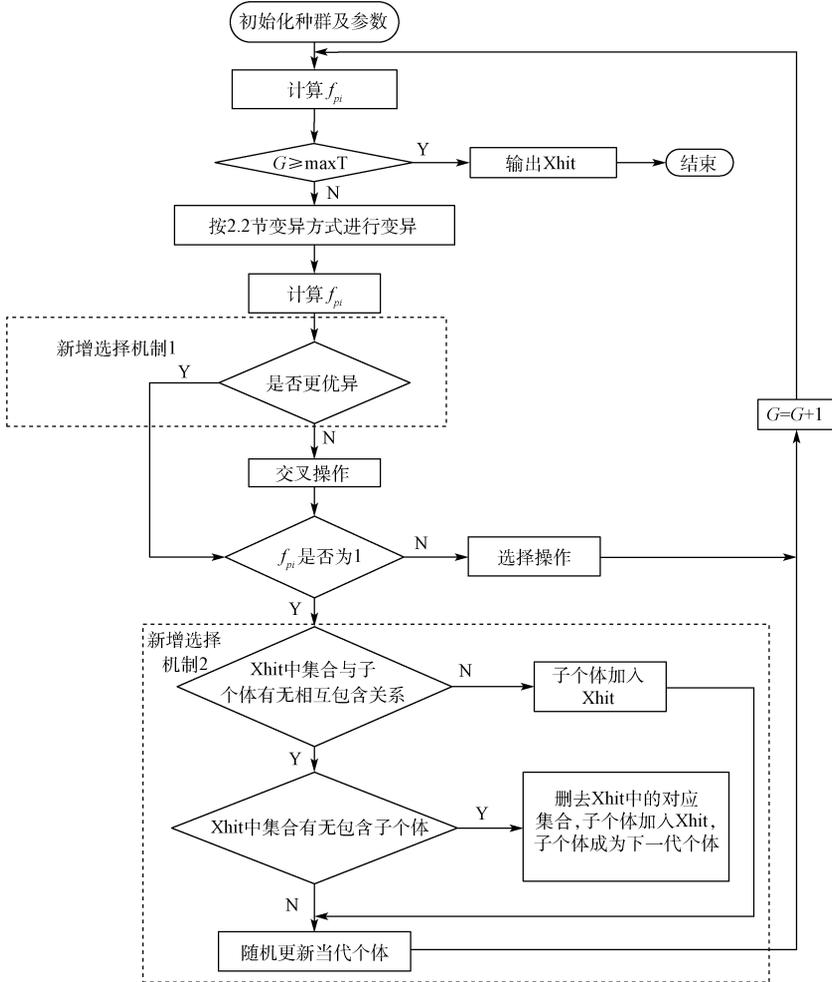


图 2 新增选择机制示意图

3 算法验证及分析

以文献[12]中的阿波罗发射前系统实例,其故障-测试相关矩阵如表 1 所示。

利用文献[12]中取得的测试序列: $t_{15} \rightarrow t_{11} \rightarrow t_{13} \rightarrow t_{11}$, 按照 1.2 节多故障模糊组的符号表示方法,可获得多故障诊断树,如图 3 所示,其中,各个节点的多故障模糊组为:

$$\begin{aligned}
 X_1 &= \Theta(1; \{f_0, \dots, f_{10}\}; \emptyset) \\
 X_2 &= \Theta(1; \{f_0, f_1, f_2, f_5, f_8, f_{10}\}; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_9\}) \\
 X_3 &= \Theta(1; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_9\}; \emptyset) \\
 X_4 &= \Theta(1; \{f_0, f_1, f_2, f_5\}; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})
 \end{aligned}$$

表 1 阿波罗发射前系统故障-测试相关矩阵

| 故障 状态 | 测试 | | | | | | | | | | | | | | |
|----------|----|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| f1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| f2 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| f3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| f4 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| f5 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| f6 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| f7 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| f8 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| f9 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| f10 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |

- $X_5 = \Theta(1; \{f_8, f_{10}\}; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_9\})$
- $X_6 = \Theta(1; \{f_3, f_4, f_6\}; \{f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_7 = \Theta(2; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_9\}, \{f_7, f_8, f_9, f_{10}\}; \emptyset)$
- $X_8 = \Theta(1; \{f_0, f_2\}; \{f_1, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_9, f_{10}\})$
- $X_9 = \Theta(1; \{f_1, f_5\}; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_{10} = \Theta(1; \{f_8\}; \{f_1, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_9, f_{10}\})$
- $X_{11} = \Theta(2; \{f_8, f_{10}\}, \{f_1, f_5, f_{10}\}; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_9\})$
- $X_{12} = \Theta(1; \{f_3, f_4\}; \{f_1, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_{13} = \Theta(2; \{f_3, f_4, f_6\}, \{f_1, f_5, f_6\}; \{f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_{14} = \Theta(2; \{f_3, f_4, f_9\}, \{f_8, f_9\}; \{f_1, f_5, f_6, f_7, f_{10}\})$
- $X_{15} = \Theta(3; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_9\}, \{f_7, f_8, f_9, f_{10}\}, \{f_1, f_5, f_6, f_7, f_{10}\}; \emptyset)$
- $X_{16} = \Theta(1; \{f_0\}; \{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_{17} = \Theta(1; \{f_2\}; \{f_1, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_{18} = \Theta(1; \{f_5\}; \{f_1, f_2, f_3, f_4, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_{19} = \Theta(2; \{f_1, f_5\}, \{f_1, f_2\}; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_{20} = \Theta(1; \{f_4\}; \{f_1, f_2, f_3, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$
- $X_{21} = \Theta(2; \{f_3, f_4\}, \{f_2, f_3\}; \{f_1, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\})$

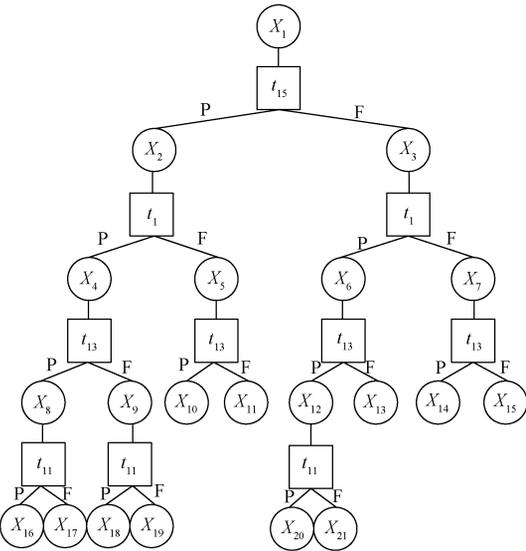
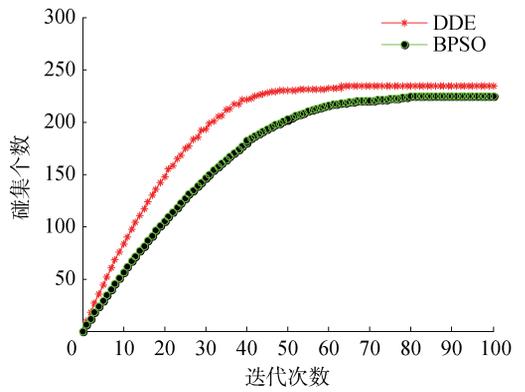


图 3 阿波罗发射前系统的多故障诊断树

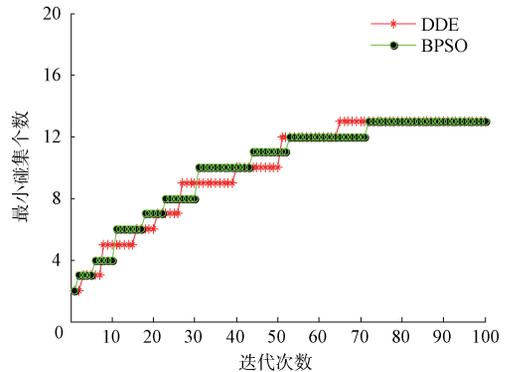
以节点 X15 为例,生成该节点所代表的多故障模糊组的最小碰集。由 $X_{15} = \Theta(3; \{f_3, f_4, f_6, f_7, f_9\}, \{f_7, f_8, f_9, f_{10}\}, \{f_1, f_5, f_6, f_7, f_{10}\}; \emptyset)$ 可知,该或节点的映射的矩阵为:

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

根据本文 2.3 节的算法步骤,设置种群规模 $Np=35$,最大迭代次数为 100。图 4 为算法搜索到的不同碰集及最小碰集个数随迭代次数的变化曲线。其中,为了方便比较,BPSO 算法步骤与文献[6]相同,参数设置取:粒子群体



(a) 碰集个数随迭代次数的变化曲线



(b) 最小碰集数随迭代次数的变化曲线

图 4 碰撞数及最小碰集随迭代代数的变化关系

规模 $P=35$,迭代次数为 100。

图 4(a)和图 4(b)分别记录了碰集数及最小碰集随迭代代数的变化关系。由图 4(a)可知,本文算法在两次甚至多次迭代后碰集数都保持不变的情况下,继续进行还是有可能再找到碰集(例如图中 DDE 算法代表的曲线在第 25 次和第 40 次迭代之间出现多次突变,在第 60 次与第 70 次迭代之间也有 1 次突变,这要归功于种群在某些条件下的重构),另外,本章算法在各阶段搜索到的碰集数都优于 BPSO 算法,这说明本章算法有更好的全局搜索能力。从收敛性看,两种算法大体相当,本文算法略优于 BPSO 算法。

由图 4(b)可知,本文算法和文献[6]的 BPSO 算法搜索到的最小碰集数随迭代次数呈梯形交替上升,尽管在此实例中两者最终都收敛到 13,但由图 4(a)可知,本章算法能搜索到更多的碰集,这意味着本章算法搜索到更多最小碰集的概率要大;此外,本章算法比 BPSO 算法收敛速度略快。最终算法生成的最小碰集有 13 个, $\{\{f_7\}, \{f_1, f_3, f_8\}, \{f_3, f_5, f_8\}, \{f_1, f_4, f_8\}, \{f_4, f_5, f_8\}, \{f_6, f_8\}, \{f_1, f_9\}, \{f_5, f_9\}, \{f_6, f_9\}, \{f_3, f_{10}\}, \{f_4, f_{10}\}, \{f_6, f_{10}\}, \{f_9, f_{10}\}\}$ 。图 4 中算法运算结果的数据统计如表 2 所示。

表 2 DDE 和 BPSO 的求解结果

| 求解算法 | 总碰集个数 | 最小碰集个数 | 运算时间/s |
|------|-------|--------|---------|
| BPSO | 224 | 13 | 0.860 8 |
| DDE | 234 | 13 | 0.841 2 |

表 2 中的求解结果表明,本文所提的改进离散差分进化算法比文献[6]中的 BPSO 算法有更好的全局搜索性能,保证了获取最小碰集的可靠性;本文算法的运算时间也略少于 BPSO 算法。以上两点证明了本文算法在求解多故障最小碰集的有效性。

4 结 论

本文利用改进的离散差分进化算法对多故障模糊组进行了最小碰集求解。对个体的含义进行了二进制编码,通过使用混合差分策略兼顾了全局寻优和收敛速度的平衡;随机变化的缩放因子和简单的种群重构重点解决算法容易早熟的现象;新增两个选择机制用以维持种群多样性和提高算法的及时性。结果表明,本文算法拥有较好的全局搜索性能,且收敛性较好,易满足大型系统生成最小碰集的要求。

参考文献

- [1] 于功敬,厚泽,王振华. 装备测试性设计与诊断策略优化技术研究[J]. 电子测量技术, 2012, 35(7): 8-11.
- [2] 刘磊,龙兵,刘震. 两种多故障诊断算法的性能比较研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(1): 75-80.
- [3] 欧阳丹彤,张立明,赵剑,等. 利用标志传播求解基于模型的故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(12): 2857-2862.
- [4] 赵亮亮,尚明清,盛晟,等. 基于多色集与概念格的多

故障推理研究. 仪器仪表学报, 2014, 35(12): 2690-2699.

- [5] 王子玲,许爱强. 基于最小碰集的多故障诊断算法研究[J]. 兵工学报, 2010, 31(3): 337-342.
- [6] 吕晓明,黄考利,连光耀. 基于 BPSO 的多故障最小候选集生成技术[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(5): 961-965.
- [7] 李宝晨,黄考利,连光耀,等. 基于 BQPSO 的多故障最小候选集生成技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(6): 1476-1482.
- [8] 陈晓梅,孟晓风,乔仁晓. 基于 BNB-HSSE 计算全体碰集的方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1): 61-66.
- [9] GRUNBERG D B, WEISS J L, DECKERT J C. Generation of optimal and suboptimal strategies for multiple fault isolation[R]. Technical Report TM-248, 1987.
- [10] SHAKERI M, PATTIPATI K R, RAGHAVAN V, et al. Sequential test strategies for multiple fault isolation [C]. Proceeding of IEEE Autotestcon Atlanta, GA: IEEE, 1995: 512-527.
- [11] REITER R. A theory of diagnosis from first principles[J]. Artificial Intelligent, 1987, 32(4): 57-95.
- [12] 安幼林. 面向综合诊断的装备诊断设计关键技术研究[D]. 石家庄: 军械工程学院, 2009: 85-98.

作者简介

石宇, 1973 年出生, 副教授, 主要从事武器装备系统综合保障与故障诊断方向的研究。

E-mail: 18553402895@163.com