

## 基于模拟退火粒子群算法的不可靠测试点优化

羌晓清\*, 景博, 邓森, 焦晓璇, 苏月

(空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038)

(\*通信作者电子邮箱 928169759@qq.com)

**摘要:**针对实际复杂系统测试与诊断时存在虚警和漏检的情况问题,提出在不可靠测试条件下,基于模拟退火粒子群(SA-PSO)算法的测试点优化方法。首先综合考虑不可靠测试条件下测试点的故障检测能力、故障隔离能力及结果信任度设计了评价测试点性能的启发函数;然后,将该启发函数与测试费用最小原则相结合,并根据测试性指标的要求,构建确保测试点最优的适应度函数;最后,设计基于模拟退火粒子群算法的不可靠测试点优化步骤,并用阿波罗发射系统实例验证了该算法的优越性。结果表明 SA-PSO 算法能够在满足测试性指标的要求下获得最小测试费用的测试点集,其故障检测率、隔离率都优于贪婪算法及遗传算法。

**关键词:**故障诊断;测试点优化;不可靠测试;模拟退火;适应度函数

**中图分类号:** TP206.1 **文献标志码:** A

### Test point optimization under unreliable test based on simulated annealing particle swarm optimization

QIANG Xiaoping\*, JING Bo, DENG Sen, JIAO Xiaoxuan, SU Yue

(College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710038, China)

**Abstract:** Considering the false alarm and miss detection during testing and diagnosis of complex system, a new method was proposed to solve test selection problems under unreliable test based on Simulated Annealing Particle Swarm Optimization (SA-PSO) algorithm. Firstly, a heuristic function was established to evaluate the capability of test point detection, coverage and reliance. Then, combining the heuristic function with the least test cost principle and considering the requirement of testability targets, a fitness function to ensure optimal selection was designed. Lastly, the process and key steps of SA-PSO were introduced and the superiority of this algorithm was verified by simulation results of launch system of Apollo. The results show that the proposed method can find the global optimal test points. It can minimize test cost on requirement of testability targets and has higher fault detection and isolation rate compared with greedy algorithm and genetic algorithm.

**Key words:** fault diagnosis; test point optimization; unreliable test; simulated annealing; fitness function

## 0 引言

随着高新装备的飞速发展,系统的综合化、复杂化程度不断提高,用于装备复杂系统测试与诊断的测试点数量也随之迅猛增长。多测点条件下测试过程中的虚警和漏检问题日渐凸显<sup>[1]</sup>,从而导致了昂贵的误诊费用,这已成为制约装备维修保障发展的重要问题。传统的基于完备检测假设的测试点优化方法<sup>[2-4]</sup>恰恰忽略了诊断精度的影响,即忽略了测试点的虚警概率和漏检概率,这种以假设测试结果完全可靠为前提的测试点优化方法已经不适用于复杂系统的测试性设计,而不可靠条件下的测试点优化成为亟待解决的工程问题。

不可靠测试的概念由 Simpson 等<sup>[5]</sup>提出。王学良等<sup>[6]</sup>研究了不可靠测试条件下的测试点优化算法,但是仍然延用了测试结果确定条件下的故障检测率、隔离率等测试性指标,而且没有对其提出的启发函数以及适应度函数给出明确的定义。文献[7-8]在不可靠测试条件下,分别设计了动态贪婪算法和遗传算法搜索最优测试点,然而贪婪算法是解决最优问题的近似方法,每次迭代仅考虑一步测试所获取的信息

和费用,最优性较差,搜索结果很大概率上不是全局最优解;而遗传算法作为一种随机优化算法,算法复杂且容易收敛于局部最优,不能达到复杂系统寻优目的。近年来,文献[9-10]将模拟退火(Simulated Annealing, SA)粒子群算法运用于 JobShop 调度问题和光伏发电系统最大功率跟踪问题中,并用仿真结果验证了该方法的优越性,但是目前国内将这种方法应用于不可靠条件下测试点优化的研究却不多。

针对以上问题,本文以不可靠测试条件为前提,针对测试点优化实例的特殊性,利用 SA 思想<sup>[11-12]</sup>对粒子群优化(Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO)算法进行优化,设计基于模拟退火粒子群优化(SA-PSO)算法的不可靠测试点优化方法并给出详细计算步骤,该算法在搜索最优解时具有有时变且最终趋于零的概率突跳性,能够以一定概率接受劣解,而且这种概率会随着温度的降低而减小。

## 1 测试参数与测试点优化问题描述

### 1.1 不可靠条件下测试参数定义

1)  $m+1$  维系统工作状态集:  $F = \{f_0, f_1, \dots, f_m\}$ , 其中  $f_0$

收稿日期:2014-11-14;修回日期:2014-12-19。 基金项目:航空自然科学基金资助项目(20142896022)。

作者简介:羌晓清(1990-),男,江苏南通人,硕士研究生,主要研究方向:故障预测、健康管理; 景博(1965-),女,河北邯郸人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:故障预测、健康管理、可测试性设计、传感器网络、数据融合; 邓森(1986-),男,河南洛阳人,博士研究生,主要研究方向:故障预测、健康管理; 焦晓璇(1990-),男,山西运城人,硕士研究生,主要研究方向:故障诊断、信息物理融合系统; 苏月(1988-),女,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,主要研究方向:装备测试性验证与评估。

表示工作正常;

2) 系统状态的先验概率:  $P = \{p(f_0), p(f_1), \dots, p(f_m)\}$ ;

3) 可用测试点集合:  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ ;

4) 各测试点的测试费用:  $C_{t_j} = \{c_j, cf_j, cm_j\}$ ,  $c_j, cf_j, cm_j$  分别代表测试点  $t_j$  的测试费用以及虚警和漏检产生的误诊费用;

5) 各测试点的测试概率:  $P_{t_j} = \{pd_j, pf_j, pm_j\}$ ,  $pd_j, pf_j, pm_j$  分别代表测试点  $t_j$  的检测概率、虚警概率和漏检概率。

### 1.2 不可靠测试条件下的测试性指标

不可靠测试条件下存在虚警和漏检,邱静等<sup>[13]</sup>对不可靠条件下测试性指标的定义进行了深入研究,下面给出故障检测率、故障隔离率、虚警率的详细数学描述。

假设  $O_{Ts}(f_k)$  表示  $Ts$  的诊断结果为  $f_k$ ,  $p(O_{Ts}(f_k) | f_i)$  表示  $Ts$  将实际故障  $f_i$  误诊为故障  $f_k$  的概率,  $p(O_{Ts}(f_i) | f_i)$  表示  $Ts$  正确检测到故障  $f_i$  的概率,  $Ts^j$  表示  $Ts$  中的测试点  $t_j$ ,  $O(t_{Ts}^j)$  表示  $Ts^j$  检测结果。

当检测结果正常时,  $o_{Ts^j} = 0$ ; 当检测结果为故障时,  $o_{Ts^j} = 1$ 。  $p(O_{Ts}(f_k) | f_i)$  的计算公式为:

$$p(O_{Ts}(f_k) | f_i) = \prod_{T^j \in Ts} p\{O_{Ts^j} = ft_{ij} | ft_{ij}\} \quad (1)$$

其中:  $p\{O_{Ts^j} = ft_{ij} | ft_{ij}\}$  表示测试点  $t_j$  实际状态为  $ft_{ij}$ , 而检测结果为  $ft_{ij}$  的概率。

根据虚警和漏检的定义可知: 当  $ft_{ij} = 1$  时,  $p\{O_{Ts^j} = 1 | ft_{ij}\} = pd_j$ ,  $p\{O_{Ts^j} = 0 | ft_{ij}\} = 1 - pd_j$ ; 当  $ft_{ij} = 0$  时,  $p\{O_{Ts^j} = 1 | ft_{ij}\} = pf_j$ ,  $p\{O_{Ts^j} = 0 | ft_{ij}\} = 1 - pf_j$ 。

通过以上分析,测试不可靠条件下的测试性指标定义如下:

1) 故障检测概率。  $F_{\text{detect}}$  表示  $Ts$  可以检测的故障集合, 对于  $\forall f_i \in F_{\text{detect}}$ , 系统的故障检测概率为:

$$r_{F_{\text{detect}}} = \frac{\sum_{f_i \in F_{\text{detect}}} p(f_i) (1 - p(O_{Ts}(f_0) | f_i))}{\sum_{i=1}^m p(f_i)} \quad (2)$$

2) 故障隔离概率。  $F_{\text{isolation}}$  表示  $Ts$  可以隔离的故障集合, 故障隔离一般是指已经检测到的故障模糊组被正确隔离到单个故障的过程, 因此系统的故障隔离概率为:

$$r_{F_{\text{isolation}}} = \frac{\sum_{f_i \in F_{\text{isolation}}} p(f_i) p(O_{Ts}(f_i) | f_i)}{\sum_{f_i \in F_{\text{detect}}} p(f_i) (1 - p(O_{Ts}(f_0) | f_i))} \quad (3)$$

3) 虚警概率, 也即误诊概率。虚警通常有以下两种情况: ①“假报”, 即系统正常工作而测试结果显示故障; ②“错报”, 即将故障  $f_i$  误诊为  $f_k$ 。本文采用后者, 则虚警率为:

$$r_{F_{\text{alarm}}} = \frac{\sum_{f_i \in F_{\text{detect}}} p(f_i) \left( \sum_{f_k \in F, f_k \neq f_i} p(O_{Ts}(f_k) | f_i) \right)}{\sum_{f_i \in F_{\text{detect}}} p(f_i)} \quad (4)$$

### 1.3 不可靠条件下测试点优化问题的描述

最优测试点要求在故障检测率和故障隔离率最大, 虚警率最小等测试性指标的要求下获得最小测试代价。通常情况下, 测试点数目减少可以减少期望测试费用, 但可能无法满足系统的测试性指标最佳, 因此上述两个要求无法同时满足, 该问题构成了典型的组合优化问题:

$$\min J = \sum_{t_j \in Ts} (pd_j \cdot c_j + pf_j \cdot cf_j + pm_j \cdot cm_j) \quad (5)$$

s. t.  $r_{F_{\text{detect}}} \geq r'_{F_{\text{detect}}}$

$$r_{F_{\text{isolation}}} \geq r'_{F_{\text{isolation}}}$$

$$r_{F_{\text{alarm}}} \leq r'_{F_{\text{alarm}}}$$

其中:  $r'_{F_{\text{detect}}}, r'_{F_{\text{isolation}}}, r'_{F_{\text{alarm}}}$  分别为要求达到的故障检测率、故障隔离率和误诊率。

## 2 测试点启发函数与适应度函数

### 2.1 测试点的启发函数

选择测试点时, 可综合考虑各测试点的故障诊断、隔离能力及测试结果的信任度设计启发函数。

1) 根据式(2)可知,  $Ts$  中的测试点  $t_j$  检测到故障的总概率表示为:

$$\Pr(t_j) = \sum (1 - p(O_{t_j}(f_0) | f_i)) p(f_i) \quad (6)$$

其中:  $f_i \in F$ ,  $\Pr(t_j)$  可用来评价各测试点的故障检测能力。

2) 根据信息熵理论, 各测试点提供的信息量大小可以评价测试点的故障隔离能力<sup>[14]</sup>。测试点  $t_j$  可以将故障状态集  $F$  划分为两个模糊集  $F_{jp}$  和  $F_{jf}$ 。

$F_{jp}$  的总概率为:

$$P(F_{jp}) = \sum p(O_{t_j}(f_i) | f_i) p(f_i); f_i \in F_{jp}$$

$F_{jf}$  的总概率为:

$$P(F_{jf}) = \sum p(O_{t_j}(f_i) | f_i) p(f_i); f_i \in F_{jf}$$

测试点  $t_j$  的信息量为:

$$IG(F, t_j) = -\{P(F_{jp}) \lg P(F_{jp}) + P(F_{jf}) \lg P(F_{jf})\} \quad (7)$$

3) 假设  $pd_{0j} = pd_{1j} = \dots = pd_{mj} = Pd_j$ ,  $pf_{0j} = pf_{1j} = \dots = pf_{mj} = Pf_j$ , 则  $t_j$  结果的信任度可定义为  $R(t_j) = Pd_j^a + (1 - Pf_j)^b$ , 参数  $a, b$  的值可以改变诊断和虚警对测试点结果信任度的影响, 通常取  $a = b = 1$ 。

4) 构造启发函数  $h(t_j)$  综合评价各测试点的故障检测、隔离能力及结果信任度:

$$h(t_j) = \eta \frac{1}{\Pr(t_j) \cdot IG(F, t_j) \cdot R(t_j)} \quad (8)$$

其中:  $\eta$  为启发函数的参数。  $h(t_j)$  与  $\Pr(t_j) \cdot IG(F, t_j) \cdot R(t_j)$  成反比, 即  $h(t_j)$  的值越小, 测试点  $t_j$  被选择的概率越大。

### 2.2 适应度函数的建立

模拟退火粒子群算法的适应度函数需要根据目标函数进行设计, 将启发函数与测试费用最小原则相结合, 结合式(5)测试性指标要求, 构建适应度函数:

$$f(Ts) = \omega(Ts) \cdot \left( \frac{\sum_{t_j \in Ts} (pd_j \cdot c_j + pf_j \cdot cf_j + pm_j \cdot cm_j) \cdot h(t_j)}{\sum_{t_j \in T} (pd_j \cdot c_j + pf_j \cdot cf_j + pm_j \cdot cm_j) \cdot h(t_j)} \right) \quad (9)$$

其中:  $\omega(Ts)$  为适应度函数  $f(Ts)$  的系数, 用于调整适应度函数的取值。

$$\omega(Ts) = \begin{cases} \left( \frac{1 - r'_{F_{\text{alarm}}}}{1 - r_{F_{\text{alarm}}}} \right) \left( \frac{r'_{F_{\text{detect}}}}{r_{F_{\text{detect}}}} \right) \left( \frac{r'_{F_{\text{isolation}}}}{r_{F_{\text{isolation}}}} \right), & r_{F_{\text{detect}}} > r'_{F_{\text{detect}}}, r_{F_{\text{isolation}}} > r'_{F_{\text{isolation}}}, r_{F_{\text{alarm}}} < r'_{F_{\text{alarm}}} \\ p \times \left( \frac{1 - r'_{F_{\text{alarm}}}}{1 - r_{F_{\text{alarm}}}} \right) \left( \frac{r'_{F_{\text{detect}}}}{r_{F_{\text{detect}}}} \right) \left( \frac{r'_{F_{\text{isolation}}}}{r_{F_{\text{isolation}}}} \right), & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中:  $p$  是惩罚因子 ( $p > 1$ ), 为了避免故障检测率、隔离率和

虚警率都不满足条件,而测试费较少、适应度值较低的情况。

### 3 基于模拟退火粒子群算法的测试点优化

式(5)中的测试点选择问题属于离散空间的组合优化问题,传统0-1规划求解方法存在搜索精度低、计算时间长等缺点。经典粒子群算法<sup>[15]</sup>虽然操作简单,收敛速度快,但极易陷入局部最优。模拟退火算法通过以一定的概率接受较差解来避免局部最优,这个概率由目标函数的绝对差值及温度 $T$ 决定。

本文设计基于模拟退火离散粒子群算法<sup>[16-17]</sup>的不可靠测试点优化方法,克服了上述方法的缺陷。

改进的SA-PSO算法的基本步骤如下:

1) 初始化。

① 粒子参数初始化。始化粒子数 $N$ ,学习因子 $c_1, c_2$ ,粒子的维度 $n$ ,最大迭代次数 $M$ 。

② 粒子位置初始化。位置向量代表测试点集合 $T$ ,第 $i$ 个粒子的位置可用 $n$ 维二进制数进行编码如下:

$$X_i(0) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$$

第 $i$ 个粒子中测试点 $t_j$ 被选为最优测试点时, $x_{ij} = 1$ ;否则 $x_{ij} = 0$ 。

③ 粒子速度初始化。 $v_{ij}$ 是满足均值为0、方差为1的正态分布随机数。

$$V_i(0) = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$$

2) 评价所有粒子的适应度,将各微粒的历史最优位置保存在各自的 $p_i$ 中,将当前所有 $p_i$ 中适应值最小的个体的位置存储于 $p_g$ 中。

3) 确定初始温度,一般设定 $T_0 = f(p_g)/\ln 5$ 。

4) 计算当前温度下各 $p_i$ 的适配值,采用Boltzmann方程<sup>[18]</sup>,该方程可以与适应度函数结合,当适应值较小时,适配值较大,从而选择该测试点的概率大:

$$TF(p_i(t)) = \frac{\exp(-(f(p_i(t)) - f(p_g(t)))/T)}{\sum_{i=1}^N \exp(-(f(p_i(t)) - f(p_g(t)))/T)}$$

采用轮盘赌策略从所有 $p_i(i = 1, 2, \dots, N)$ 中选择全局最优的某个替代值 $p_g$ ,即:

$$p_g(t) = \begin{cases} p_i(t), & \text{rand}() \leq TF(p_i(t)) \\ p_g(t), & \text{其他} \end{cases}$$

5) 根据式(11)~(12)更新粒子速度和位置:

① 速度更新方式:

$$v_{ij}(t+1) = \varphi \{v_{ij}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{ij}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{ij}(t)]\} \quad (11)$$

其中: $\varphi = \frac{2}{|2 - C - \sqrt{C^2 - 4C}|}$ ,  $C = c_1 + c_2$ 。引入压缩因子

$\varphi$ 能够在全局与局部之间取得有效平衡。

② 位置更新方式:

$$x_{ij}(t+1) = \begin{cases} x_{ij}(t), & v_{ij}(t+1) \in V_{\max} \\ \overline{x_{ij}(t)}, & v_{ij}(t+1) \notin V_{\max} \end{cases} \quad (12)$$

其中: $V_{\max}$ 定义为粒子 $i$ 的速度向量 $V_i$ 中最大的 $k$ 个元素构成的集合,每次更新将 $V_{\max}$ 中粒子位置反转,其余粒子位置不变。

6) 计算所有粒子的适应度值,更新 $p_i$ 和 $p_g$ 。

7) 进行降温操作。采用式(13)降温方式,其中 $\lambda$ 一般取值为0.90~0.99。

$$T_{k+1} = \lambda T_k; 0 < \lambda < 1 \quad (13)$$

8) 判断停止条件,若达到预设最大迭代次数,则搜索停止,输出结果;否则转第4)步。

### 4 实例验证与分析

本文应用文献[6-7]中的通用阿波罗发射系统的实例验证SA-PSO算法,已知故障-测试相关矩阵 $D$ 、测试费用、概率分布如表1~3所示。

令启发函数的参数 $\eta = 1.5$ ,计算测试点启发函数值如表4所示。

表1 系统故障-测试相关矩阵 $D$

故障状态 $S$	测试点集合 $T$															先验概率 $P$
	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$	$t_5$	$t_6$	$t_7$	$t_8$	$t_9$	$t_{10}$	$t_{11}$	$t_{12}$	$t_{13}$	$t_{14}$	$t_{15}$	
$S_0$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.68
$S_1$	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0.03
$S_2$	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0.07
$S_3$	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1	0.02
$S_4$	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0.01
$S_5$	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0.03
$S_6$	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0.04
$S_7$	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0.02
$S_8$	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0.05
$S_9$	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0.03
$S_{10}$	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0.02

表2 测试点测试费用

费用	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$	$t_5$	$t_6$	$t_7$	$t_8$	$t_9$	$t_{10}$	$t_{11}$	$t_{12}$	$t_{13}$	$t_{14}$	$t_{15}$
$c_j$	42	46	44	45	70	43	34	54	63	50	56	67	53	82	43
$cf_j$	123	132	112	117	146	108	104	167	123	154	153	154	145	123	118
$cm_j$	113	122	132	127	156	118	124	147	103	104	143	114	155	163	108

本文采用改进的 SA-PSO 算法进行测试点优化。在 Windows XP, Pentium Dual-Core CPU E6600, 1.96 GB 内存, Matlab 2011b 环境下编程。参数初始化, 设置  $N = 30, M = 50$  次, 学习因子  $c_1 = c_2 = 2.05, n = 15$ , 粒子位置反转个数  $k = 5$ 。通过 Matlab 编程仿真计算, 将结果与文献[6-7]算法结果进行比较, 如表 5 所示。

三种算法得到适应度变化曲线图 1 所示。

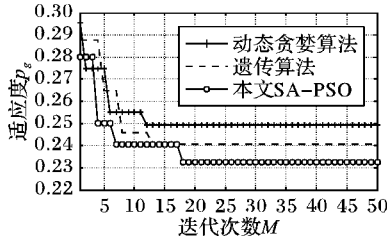


图 1 不同算法的适应度变化曲线

表 4 中  $t_4, t_{14}$  的启发函数值较小, 本应该被选作最优测试点, 但因为本文设计的适应度函数综合考虑了不可靠测试条件下测试费用和测试性指标的影响,  $t_4$  测试点存在虚警率、漏检率高的问题, 而  $t_{14}$  存在测试费用高的问题, 所以本文算法

表 3 测试点检测、虚警及漏检概率

概率	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$	$t_5$	$t_6$	$t_7$	$t_8$	$t_9$	$t_{10}$	$t_{11}$	$t_{12}$	$t_{13}$	$t_{14}$	$t_{15}$
$pd_j$	0.980	0.975	0.960	0.920	0.990	0.980	0.975	0.960	0.920	0.990	0.960	0.920	0.990	0.980	0.975
$pf_j$	0.015	0.010	0.020	0.060	0.005	0.015	0.010	0.020	0.060	0.005	0.020	0.060	0.005	0.015	0.010
$pm_j$	0.005	0.015	0.020	0.020	0.005	0.005	0.015	0.020	0.020	0.005	0.020	0.020	0.005	0.005	0.015

表 4 测试点启发函数值

函数	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$	$t_5$	$t_6$	$t_7$	$t_8$	$t_9$	$t_{10}$	$t_{11}$	$t_{12}$	$t_{13}$	$t_{14}$	$t_{15}$
$h(t_j)$	5.18	5.72	4.46	3.71	3.39	5.67	4.77	7.25	5.90	4.37	3.06	3.35	5.65	2.71	4.13

表 5 不同算法性能比较

算法	最优测试点集 $T_s$	检测率/%	隔离率/%	测试费用	误诊费用	运行时间/s
动态贪婪算法	$\{t_7, t_{11}, t_{13}, t_{15}\}$	97.23	81.66	194.43	13.12	0.27
遗传算法	$\{t_7, t_{10}, t_{11}, t_{15}\}$	98.05	81.9	191.25	12.92	1.66
本文 SA-PSO	$\{t_1, t_7, t_{10}, t_{11}\}$	98.77	84.55	190.09	12.52	1.23

表 6 不同反转个数下最优测试点集合

k	测试点集 $T_s$	检测率/%	隔离率/%	虚警率/%	测试费用	误诊费用	计算时间/s
3	$\{t_7, t_{11}, t_{13}, t_{15}\}$	97.23	82.26	6.58	194.43	13.12	1.21
5	$\{t_1, t_7, t_{10}, t_{11}\}$	98.77	82.77	5.33	190.09	12.52	1.23
7	$\{t_1, t_4, t_5, t_7, t_{11}\}$	99.74	87.19	10.54	261.07	22.30	1.58

## 5 结语

由于实际复杂装备系统故障无法完全检测与隔离, 本文依据不可靠测试条件下测试性指标的数学描述, 设计综合评估测试点性能和测试成本的适应度函数, 在此基础上设计了基于模拟退火粒子群算法的测试点优化方法。通过公认的阿波罗发射系统实例验证, 结果表明与文献[6-7]中贪婪算法与遗传算法相比, SA-PSO 具有良好的全局最优搜索能力, 搜索结果能够满足各项测试性指标要求, 适合在不可靠测试条件下对复杂系统进行工程上的机内测试设计, 能够为后期故障诊断与预测进行测试性设计, 具有很高的工程应用价值。

### 参考文献:

[1] SU Y, LIU G, QIU J, et al. System test modeling and analysis under imperfect detection[J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20(18): 2173-2177. (苏永定, 刘冠军, 邱静, 等. 不完备检测条

件下的系统测试建模与分析[J]. 中国机械工程, 2009, 20(18): 2173-2177.)

从表 5 和图 1 可见本文 SA-PSO 算法搜索结果在不可靠测试条件下的故障检测率、隔离率、测试费用及误诊费用等指标上都优于文献[6-7]算法; 动态贪婪算法每次迭代仅考虑一步测试所获取的信息和费用, 虽然搜索速度快, 但是最优化效果差, 故障检测率、隔离率以及测试费用等指标都不及其他算法; 而本文的 SA-PSO 算法收敛速度虽不及贪婪算法, 但是能避免搜索早熟现象, 得到全局最优解, 费效比高, 优于对比算法。

表 6 为不同反转个数  $k$  下获得的不同的测试点集  $T_s$ , 当  $k$  较大时, 增加了搜索过程的复杂度, 收敛速度慢, 但是避免了陷入局部最优, 从而得到全局最优解。经过多次实验,  $k$  一般取  $n/3$  左右为宜。根据式 (10), 当测试点集满足  $r'_{F_{\text{detect}}} > r'_{F_{\text{isolation}}}, r'_{F_{\text{alarm}}} < r'_{F_{\text{alarm}}}$  时,  $\omega(T_s)$  基本保持不变, 因此最优测试点集主要取决于测试费用和启发值, 因此不同反转个数  $k$  下适应度收敛到不同最优值, 本文算法能够在满足测试性指标的要求下获得最小测试费用的测试点集  $T_s$ 。

[2] HUANG Y, JING B, MU J. Test point selection based on Rollout algorithm for analog circuitry[J]. Process Automation Instrumentation, 2012, 33(2): 5-11. (黄以锋, 景博, 穆举国. 基于 Rollout 算法的模拟电路测点选择[J]. 自动化仪表, 2012, 33(2): 5-11.)

[3] HUANG Y, JING B, ZHOU H. Test point selection method for analog circuits based on essential degree[J]. Control and Decision, 2011, 26(12): 1895-1899. (黄以锋, 景博, 周宏亮. 基于测点必要度的模拟电路测点优选方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(12): 1895-1899.)

[4] JIA Z, WANG G, HANG N. Test points optimization strategy research for antenna servo system based on PSO[J]. Computer Measurement and Control, 2014, 22(6): 1977-1986. (贾志军, 王格芳, 韩宁. 基于粒子群优化算法的伺服系统测试点优选策略研究[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(6): 1977-1986.)

(下转第 1083 页)

189. (谢文吉, 孙晓刚, 张亮. 基于尺度不变特征变换特征点应用于印刷检测的快速匹配算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(增刊1): 186-189.)
- [4] LIU J, WU H. A new image registration method based on frame and gray information[C]// Proceedings of the 2012 International Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring. Piscataway: IEEE Press, 2012: 48-51.
- [5] CAO Z, DONG E. Multi-modal image registration using edge neighbourhood descriptor[J]. Electronics Letters, 2014, 50(10): 752-754.
- [6] MAIK V, CHAE E, LEE E, *et al.* Robust sub-pixel image registration based on combination of local phase correlation and feature analysis[C]// ISCE 2014: Proceedings of the 18th IEEE International Symposium on Consumer Electronics. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-2.
- [7] SHAH S A A, BENNAMOUN M, BOUSSAID F, *et al.* 3D-Div: a novel local surface descriptor for feature matching and pairwise range image registration[C]// Proceedings of the 2013 20th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE Press, 2013: 2934-2938.
- [8] KIM H, LEE S. A novel line matching method based on intersection context[C]// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1014-1021.
- [9] YU B, GUO L, ZHAO T, *et al.* A curve matching algorithm based on Freeman chain code[C]// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. Piscataway: IEEE Press, 2010, 3: 669-672.
- [10] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions[C]// Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 1994, 1: 582-585.
- [11] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [12] BAY H, TUYTELAARS T, Van GOOL L. SURF: speeded up robust features [C]// Proceedings of the ECCV 2006. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 404-417.
- [13] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]// Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2011: 2564-2571.
- [14] EDWARD R. PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 105-119.
- [15] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 4(6): 381-395.
- 
- (上接第1074页)
- [5] SIMPSON W R, SHEPPARD J W. System test and diagnosis[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1994: 72-74, 92-112.
- [6] WANG X, ZHU X, PAN J. Study on algorithm of test point selecting with unreliable test[J]. Computer Measurement and Control, 2013, 21(5): 1129-1131. (王学良, 朱晓峰, 潘佳梁. 不可靠测试条件下测试点选择算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(5): 1129-1131.)
- [7] YE X, PAN J, WANG H, *et al.* Test set selection under unreliable test based on a new dynamic greedy algorithm[J]. Transaction of Beijing Institute of Technology: Natural Science, 2010, 30(11): 1350-1354. (叶晓慧, 潘佳梁, 王红霞, 等. 基于动态贪婪算法的不可靠测试点选择[J]. 北京理工大学学报: 自然科学版, 2010, 30(11): 1350-1354.)
- [8] CHEN X, QIU J, LIU G. Test selection of materiel based on Bayesian network under test uncertainty[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(4): 379-384. (陈希祥, 邱静, 刘冠军. 测试不确定条件下基于贝叶斯网络的装备测试优化选择技术[J]. 中国机械工程, 2011, 22(4): 379-384.)
- [9] LIU A, YANG Y, LI F, *et al.* Chaotic simulated annealing particle swarm optimization algorithm research and its application[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2013, 47(10): 1722-1729. (刘爱军, 杨育, 李斐, 等. 混沌模拟退火粒子群优化算法研究及应用[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2013, 47(10): 1722-1729.)
- [10] YANG J, JIANG L, JIAN Q, *et al.* Multi-peak maximum power point tracking algorithm based on simulated annealing particle swarm optimization for PV systems[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(S1): 330-333. (杨洁, 蒋林, 蹇清平, 等. 基于模拟退火粒子群优化的光伏多峰最大功率跟踪算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(增刊1): 330-333.)
- [11] FANG R, ZHU B, SU F. Genetic algorithm parameter tuning based on simulated annealing[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(S1): 114-116, 126. (方睿, 朱碧颖, 栗藩臣. 基于模拟退火思想的遗传算法参数选择[J]. 计算机应用, 2014, 34(增刊1): 114-116, 126.)
- [12] WANG W, RONG X. Usage of simulated annealing algorithm in design of optical thin film[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University: Science, 2011, 16(3): 372-274.
- [13] YANG P, QIU J, LIU G. Optimization method for diagnostic strategy with unreliable test[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(4): 850-854. (杨鹏, 邱静, 刘冠军. 测试不可靠条件下的诊断策略优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 850-854.)
- [14] PATTIPATI K R, ALEXANDRIDIS M G. Application of heuristic search and information theory to sequential fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 1990, 20(4): 872-887.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [16] WANG X, LI J. Hybrid particle swarm optimization with simulated annealing[C]// Proceedings of the 3rd International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 2004: 2042-2045.
- [17] LIU W, TIAN S, JIA C. A hybrid genetic simulated annealing algorithm for optimization of hydraulic manifold blocks [J]. Journal of Shanghai University, 2008, 12(3): 261-267.
- [18] AI J, GAO J. Particle swarm optimization based on Boltzmann learning strategy[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology: Nature Science, 2012, 36(3): 402-407. (艾解清, 高济. 基于 Boltzmann 学习策略的粒子群算法[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2012, 36(3): 402-407.)