

文章编号 1004-924X(2017)05-1357-11

离散萤火虫算法的复杂装备测试点优化选择

王鹤淇, 王伟国, 郭立红, 刘廷霞*, 姜润强, 于洪君
(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要:测试点优化选择是复杂装备测试性设计的重要环节, 本文提出一种用于解决测试点优化选择问题的离散萤火虫算法(DFA)。首先建立了测试点优化选择问题的数学模型, 接着对传统的萤火虫算法(FA)进行了离散化改进, 给出了离散化萤火虫算法的实施步骤, 并分析了不同的吸引度函数和二值化函数(sigmoid 和 tanh 函数)对算法结果的影响。最后针对 5 个不同规模的实际系统验证了离散萤火虫算法的有效性, 并与粒子群算法(PSO)和遗传算法(GA)等传统的元启发式搜索算法的计算性能进行了比较分析。结果显示: 在满足系统要求的故障检测率和故障隔离率的前提下, 利用本文提出的离散萤火虫算法得到的 5 个系统测试代价最优值分别比 PSO 算法和 GA 算法平均降低了 10.1% 和 14.6%。实验结果表明: 离散萤火虫算法能快速收敛到更高质量的全局最优解, 避免过早收敛而陷入局部最优值, 对于解决大型复杂装备的测试点优化选择问题具有很好的应用前景。

关键词:可测试性设计; 测试点优化选择; 萤火虫算法; 元启发式搜索

中图分类号: TP301.6; TP26 文献标识码: A doi: 10.3788/OPE.20172505.1357

Optimization selection of test points on complex equipment for discrete firefly algorithm

WANG He-qi, WANG Wei-guo, GUO Li-hong, LIU Ting-xia*, JIANG Run-qiang, YU Hong-jun

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

*Corresponding author, E-mail: liutingxia2001@sohu.com

Abstract: Optimization selection of test points is an important step of testability design for complex equipment, so a Discrete Firefly Algorithm(DFA) used for solving optimization selection problem of test points was proposed. First of all, the mathematical model of optimization selection problem of test points was built, then discretization improvement was conducted on the traditional firefly algorithm, and the implementation steps of the DFA were given, later the effect of different attraction functions and binarization functions (sigmoid and tanh functions) on the result of the algorithms was also analyzed. Finally, The DFA was applied to five real systems with different sizes to verify the effectiveness, and the computational efficiency of DFA was compared with particle swarm optimization (PSO) and genetic algorithm (GA). In premise of complying with fault detection rate and fault isolation rate the system requires, optimal value of test cost for 5 systems from proposed DFA respectively reduced by 10.1% and 14.6% compared with PSO algorithm and GA algorithm. The experimental result shows: DFA can quickly converge to the global optimal solution of higher quality, and it can avoid trapping into local optimal solution, so it has very good application prospect to solve

收稿日期: 2016-05-13; 修订日期: 2016-08-31.

基金项目: 国家重点实验室研究基金资助项目(No. SKLLIM0902-01)

optimization solution problem of test points for large-scale complex equipment.

Key words: testability design; pptimization selection of test point; firefly algorithm; metaheuristic algorithms

1 引言

随着装备性能的提升和复杂度的提高,系统的故障检测和故障诊断越来越困难,迫切需要开展系统的可测试性设计^[1-2]。测试点优化选择问题是可测试性设计的重要工作之一。其目的是寻找在满足系统测试性指标要求(故障检测率、故障隔离率等)的前提下,测试代价最小的最优测试方案。

复杂装备测试点优化选择问题属于组合优化问题,可利用集合覆盖进行描述。集合覆盖问题是 NP 完全问题,当系统规模扩大时,很难获得全局最优解。当前研究者提出的解决算法包括两大类:确定性优化算法和包含随机搜索的元启发式搜索算法。确定性优化算法包括基于启发式搜索和信息理论方法^[3-4],间接熵方法^[5],基于布尔逻辑方法^[6]等,这些方法的缺点是利用相同的初值猜测值只能产生相同的解,易于陷入局部最优值,并且随着系统规模的扩大会出现组合爆炸问题。元启发式搜索算法是近年来提出的基于多 agent 交互的智能优化算法,对于求取 NP 难问题、多目标优化及非线性优化问题的全局最优解具有很好的应用前景^[7-8]。遗传算法(GA)^[9],粒子群算法(PSO)^[10],混沌遗传算法^[11],量子进化算法(QEA)^[12]等元启发式搜索算法以及二进制粒子群-遗传算法^[13]等混合算法已被用于解决测试点优化选择问题,求解效率和解的质量都有了一定提高,但是也都有局限性,有的易陷入局部最优值,有的时间复杂度高。当今时代,武器装备越来越复杂,迫切需要寻求新的方法来获取测试点优化选择问题的最优解。

萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)是由 Yang Xin-She 博士提出的一种模拟萤火虫种群行为的元启发式搜索算法^[14]。该算法实现结构简单,能有效解决多峰值函数和全局优化问题^[15],对于非线性问题和 NP 难问题也有很好的效果^[16-17]。萤火虫算法已被成功应用于多目标柔性作业车间调度^[18]、多区域电力系统的自动发电控制^[19]、电力系统有功及无功优化调度^[20-22]、非稳定的 MIMO 系统 PI 控制器设计^[23]、电力系统的负荷频率控制(LFC)^[24-25]、镜头系统优化设计^[26]、磁盘调度^[27]、高光谱遥感波段选择^[28]、无

线传感器网络的聚类^[29]、制造单元设计^[30]和多阈值图像分割^[31]等多类优化问题。鉴于上述分析,本文提出一种用于解决测试点优化选择问题的离散萤火虫(DFA)算法。在建立测试点优化选择问题模型的基础上,提出了萤火虫算法离散化改进方法。利用 5 种不同规模的实际系统验证算法的有效性,并同 PSO 算法和 GA 算法进行了计算性能的比较分析。

2 测试点优化选择问题描述与建模

2.1 测试点优化选择问题模型要素

测试点优化选择问题的模型要素可以用五元组 (S, P, T, C, D) 之间的关系来表示,其中 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ 代表系统故障状态集合, $s_i (i \in [1, m])$ 代表系统的 m 个故障状态; $P = (p(s_1), p(s_2), \dots, p(s_m))$ 表示系统各状态的先验故障概率向量; $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 是 n 个备选测试的集合; $C = (c_1, c_2, \dots, c_n)$ 表示 n 个备选测试的测试代价向量; $D = [d_{ij}]_{m \times n}$ 是表征系统故障和测试依赖关系的二进制矩阵,矩阵的行向量代表故障集 S ,列向量代表测试集 T ,如果测试 t_j 能检测到故障 s_i ,则 $d_{ij} = 1$,否则 $d_{ij} = 0$ 。

2.2 测试性指标参数计算

故障检测率(FDR)定义为在规定的时间内,用规定的方法正确检测到的故障的故障概率之和与被测单元发生的故障的故障概率总数之比。 T_s 表示从 T 中优选出的测试集合,若故障 s_i 能被 T_s 检测到,则 D 矩阵中 s_i 对应的行向量中至少有一个为 1,即 $\bigcup_{t_j \in T_s}^{ns} d_{ij} = 1$,其中 ns 为 T_s 的个数, \cup 为或运算。用 S_D 表示 T_s 能检测到的故障集合,有 $S_D = \{s_i | s_i \in S, \bigcup_{t_j \in T_s}^{ns} d_{ij} = 1\}$ 。系统的故障检测率为:

$$FDR = \frac{\sum_{s_i \in S_D} P(s_i)}{\sum_{i=1}^m P(s_i)} \times 100\% \quad (1)$$

故障隔离率(FIR)定义为在规定的时间内,用规定的方法正确隔离到不大于规定的可更换单元数的故障的故障概率之和与同一时间内检测到故障的故障概率总和之比。设 T_{s_i} 是能检测故障

s_i 的备选测试集合; T_{s_j} 是能检测故障 s_j 的备选测试集合; 则 s_i 能被隔离的条件是: $T_{s_i} \oplus T_{s_j} = 1$, $\forall s_j \in S_D, s_j \neq s_i$, 其中 \oplus 为集合的异或运算, 当

$$S_I = \{s_i \mid s_i \in S_D, \sum_{s_j \in S_D} T_{s_i} \oplus T_{s_j} \geq m - L, j \neq i, j \in [1, m]\},$$

则系统的故障隔离率:

$$FIR = \frac{\sum_{s_i \in S_I} P(s_i)}{\sum_{s_i \in S_D} P(s_i)} \times 100\%. \quad (2)$$

2.3 测试点优化选择问题求解模型

在进行装备测试点优化选择前, 应该先确保备选测试集 T 具有完备性, 即确保 T 可以满足系统要求的故障检测率和故障隔离率。如果备选测试集是不完备的, 则应该增加测试次数使备选测试集完备。测试点优化选择问题的求解模型见式(3):

$$\begin{cases} \min \sum_{t_i \in T_s} c_i \\ \text{s. t. } FDR \geq FDR_r \\ FIR \geq FIR_r \end{cases}, \quad (3)$$

其中: FDR_r 和 FIR_r 为系统要求的故障检测率和故障隔离率。

3 改进的离散萤火虫算法

3.1 萤火虫算法

萤火虫算法^[14]源于对萤火虫行为的理想化抽象。萤火虫的行为特性满足如下准则:

(1) 萤火虫是无性别的, 所以任意一个萤火虫都可以被另一个吸引;

(2) 吸引度与亮度成正比, 且它们都随距离的增加而减少, 因此对于任意两个萤火虫, 亮度较小的萤火虫将向亮度较大的萤火虫移动;

(3) 萤火虫的亮度由需优化的目标函数 $f(x)$ 决定。

萤火虫算法有两个重要概念: 亮度变化和吸引度的公式化。由准则(3)可知, 对于最大值优化问题, 萤火虫在特定位置 x 的亮度 I 可以写成 $I(x) \propto f(x)$ 。又依据准则(2), 萤火虫的亮度和吸引度都随距离的增加而减少, 而且在介质中它们均会被吸收, 结合光亮度的反平方法则, 萤火虫亮度的变化公式可写为:

$$I = I_0 e^{-\gamma r^2}, \quad (4)$$

式中: I_0 是萤火虫的初始亮度, r 是两个萤火虫间的距离, γ 表示光的吸收因子。

T_{s_i} 和 T_{s_j} 不同时结果为 1, 否则为 0。设 T_s 能隔离的所有故障的集合为 S_I , 故障隔离的模糊度为 L , 一般取 $L=1$, 则:

因为萤火虫的吸引度正比于其被别的萤火虫看到的光强度, 故定义吸引度 β 的变化公式为:

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2}, \quad (5)$$

式中: β_0 代表 $r=0$ 时的吸引度。需要指出的是, γr 可以被 γr^m 替换, $m > 0$ 。不同的 β 函数对萤火虫算法的求解质量有重要影响, 在本文 4.1 节对此进行分析。

萤火虫 i 和萤火虫 j 的距离 r 利用笛卡尔距离表示, 见式(6):

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\|_2 = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2}. \quad (6)$$

萤火虫 i 被更高亮度的萤火虫 j 吸引的移动公式见式(7):

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \beta(x_j^t - x_i^t) + \alpha(\text{rand} - 0.5), \quad (7)$$

其中: x_i^t 和 x_j^t 分别代表第 t 次迭代时萤火虫 i 和萤火虫 j 的位置。 x_i^{t+1} 表示第 $t+1$ 次迭代时, 萤火虫 i 向萤火虫 j 移动后的位置。公式的第三部分表示萤火虫的随机移动, 其中 rand 是在 $[0, 1]$ 区间服从均匀分布的随机数, α 是随机部分的系数, $\alpha \in [0, 1]$ 。

3.2 解决测试点优化问题的离散萤火虫算法

为适应测试点优化选择问题, 本文在应用萤火虫算法时做了离散化改进。做出的改进包括萤火虫位置的编码方式, 萤火虫亮度函数的求解, 萤火虫新位置的二值化处理等。

3.2.1 萤火虫位置的编码

萤火虫的位置由一个二进制向量表示, 每个萤火虫的位置代表测试点优化选择问题的一个解。设萤火虫 i 的位置 $x_i = (ts_1, ts_2, \dots, ts_n)$ 是一个二进制向量, n 为备选测试集 T 中的测试数目。当测试 t_k 被选中(即 $t_k \in T_s$)时 $ts_k = 1, k \in [1, n]$, 反之 $ts_k = 0$ 。

3.2.2 萤火虫亮度函数的求解

由 3.1 节可知, 萤火虫亮度函数(对应于 PSO 及 GA 算法的适应度函数值)与测试点优化选择问题的目标函数成正比, 因此只需求解目标函数即可。从而将式(3)的问题转化为最大值优化问题。采用多目标优化加权法求解目标函数时, 系统的故障检测率越高, 故障隔离率越高, 未

选入 T_s 中的测试代价越高,则目标函数值越大。若故障检测率和故障隔离率满足系统测试性指标

要求则应给以适当奖励。测试点优化选择问题的目标函数见式(8):

$$f(T_s) = \begin{cases} r_1 \times \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^N T_s(i) \times c_i}{\sum_{j=1}^N c_j} \right]^2 + 2\delta, FDR(T_s) \geq FDR_r, FIR(T_s) \geq FIR_r \\ r_1 \times \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^N T_s(i) \times c_i}{\sum_{j=1}^N c_j} \right]^2 + r_2 \times \left[\frac{FIR(T_s)}{FIR_r} \right]^2 + \delta, FDR(T_s) \geq FDR_r \\ r_1 \times \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^N T_s(i) * c_i}{\sum_{j=1}^N c_j} \right]^2 + r_3 \times \left[\frac{FDR(T_s)}{FDR_r} \right]^2 + \delta, FIR(T_s) \geq FIR_r \\ r_1 \times \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^N T_s(i) * c_i}{\sum_{j=1}^N c_j} \right]^2 \end{cases}, \quad (8)$$

式中: r_1, r_2, r_3 为加权因子, δ 为奖励因子。

3.2.3 萤火虫新位置的二值化处理

利用萤火虫移动公式(7)得到的萤火虫新位置 x_i^{t+1} 将变成实数向量,因此需要将新位置进行二值化处理。sigmoid 函数和 tanh 函数都能实现从实数域到 0-1 区间的映射,分别见式(9)和式(10)。萤火虫新位置的二值化计算公式见式(11)。

$$g(x_i^{t+1}) = \text{sig}(x_i^{t+1}) = \frac{1}{1 + e^{-x_i^{t+1}}}, \quad (9)$$

$$g(x_i^{t+1}) = \text{tanh}(x_i^{t+1}) = \frac{e^{x_i^{t+1}} - e^{-x_i^{t+1}}}{e^{x_i^{t+1}} + e^{-x_i^{t+1}}}, \quad (10)$$

$$\begin{cases} ts_k^{t+1} = 1, \text{rand} < g(ts_k^{t+1}) \\ ts_k^{t+1} = 0, \text{rand} \geq g(ts_k^{t+1}) \end{cases}, \quad (11)$$

式(9)和(10)中, $x_i^{t+1} = (ts_1^{t+1}, ts_2^{t+1}, \dots, ts_n^{t+1})$, 式(11)中, $k \in [1, n]$, rand 为 0-1 区间的随机数。

sigmoid 函数和 tanh 函数的曲线如图 1 所示。对于相同的萤火虫位置 x_i , 相比于利用 sigmoid 函数的情况,使用 tanh 函数使萤火虫的位置 x_i 变化的概率更高(从 0→1 或者从 1→0), 这有利于萤火虫算法找到测试点优化选择问题的最优解。从 4.1 节的实验结果可以看出,利用 tanh 函数找到的解比 sigmoid 函数的解质量更高。

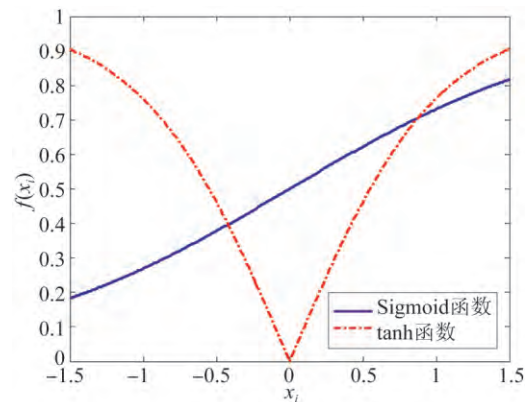


图 1 sigmoid 函数和 tanh 函数曲线图

Fig. 1 Graphs of sigmoid function and tanh function

3.2.4 离散萤火虫算法的步骤

步骤 1: 初始化萤火虫算法的参数,包括萤火虫种群数量 p , 最大迭代次数 Maxgen , 以及 γ, β_0, α 。

步骤 2: 随机生成萤火虫的初始位置。根据测试点选择问题的求解规模随机生成 p 个初始解向量 $M = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 。

步骤 3: 利用式(8)计算每个萤火虫的亮度值。对于每个萤火虫 i , 如果其亮度低于其它萤火虫 j , 则其将按照公式(7)向萤火虫 j 移动, 从而得到萤火虫 i 的新位置 x_i^{t+1} 。

步骤 4: 利用式(9)或式(10)以及式(11)得到萤火虫新位置 x_i^{t+1} 的二值化向量, 其中 $i \in [1, p]$ 。

步骤 5: 对移动后的所有萤火虫的亮度值进

行排序,保存具有最高亮度的萤火虫的亮度值 $I(x_i)$,萤火虫位置 x_i ,以及此时的故障检测率 FDR_{best} ,故障隔离率 FIR_{best} 和选入 T_s 中的测试代价之和。然后令迭代次数加 1。

步骤 6:如果达到最大迭代次数 $Maxgen$,则结束算法并输出步骤 6 中保存的最优解,否则转到步骤 3。

4 实验结果与分析

本节首先对不同吸引度函数 β 和不同二值化函数对离散萤火虫算法结果的影响进行了分析。为了验证算法的有效性,对 5 个实际系统进行实验验证,并与现有的 PSO 和 GA 算法进行了计算性能的比较分析。本程序均使用 Matlab R2011b 编写,算法于操作系统为 Windows7 professional,CPU 为 Intel Core i5-3360M,内存为 8 GB 的电脑上运行。

4.1 吸引度函数 β 和二值化函数的选用分析

目前常用的吸引度函数 β 有: $\beta_1 = \exp(-\gamma r^2)$, $\beta_2 = \exp(-\gamma r)$, $\beta_3 = 1/(1 + \gamma r^2)$ 。为了防止距离增大到一定程度时,吸引度值 β 下降到 0 导致式 (7)失效的情况,设置一个 β_{min} ,这里取为 0.2。不同 β 函数随距离 r 的变化曲线如图 2 所示。 β_1 、 β_2 、 β_3 这 3 个函数下降到 β_{min} 的速率排序为: $\beta_1 > \beta_2 > \beta_3$ 。较慢的下降速率可以保证距离 r 较大时公式(7)中与 β 函数相关部分仍起作用,有利于离散萤火虫算法取得更好的解。

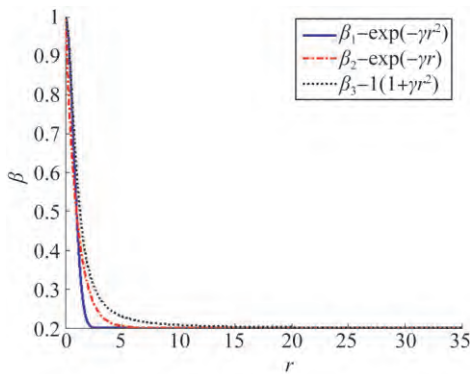


图 2 不同 β 函数随 r 的变化曲线

Fig. 2 Different β functions vary with r

针对文献[10]的超外差接收器系统,利用不同的 β 函数、sigmoid 函数和 tanh 函数进行了实验验证,实验结果见图 3(彩图见期刊电子版)和图 4(彩图见期刊电子版)。从图 3 和图 4 可以看出,无论是使用 sigmoid 函数还是 tanh 函数时,都是利用函数 β_3 得到的适应度值最优,利用函数 β_2 得到的适应度值次之,利用函数 β_1 得到的适应度值最小,并且对于相同的 β 函数,使用 tanh 函数得到的适应度值也优于使用 sigmoid 函数得到的适应度值。综上可得,使用 tanh 函数和 β_3 函数的离散萤火虫算法能取得更高质量的解。

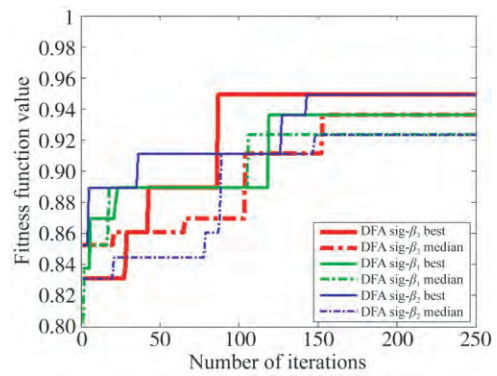


图 3 sigmoid 函数不同 β 函数下的 DFA 收敛曲线

Fig. 3 DFA convergence graphs using sigmoid function under different β functions

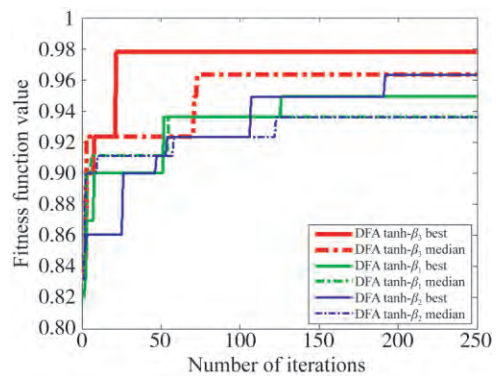


图 4 tanh 函数不同 β 函数下的 DFA 收敛曲线

Fig. 4 DFA convergence graphs using tanh function under different β functions

4.2 离散萤火虫算法的实例验证

利用 DFA 算法对 5 个实际系统进行了实验验证。各系统的测试性指标要求和基本数据见表 1,系统 1、2、3、4 的 D 矩阵分别见表 2~表 5,限于文章篇幅,系统 5 的 D 矩阵详见文献[32]。

表 1 5 个实际系统的测试性指标要求和基本数据
Tab. 1 Test requirements and basic data of 5 real systems

序号	系统名称	要求的故障 检测率/%	要求的故障 隔离率/%	测试 代价	故障 概率
1	阿波罗发射前检测 系统 ^[9-10] (10×15D 矩阵)	95	95	均为 1	均为 0.1
2	某系统 ^[12-13] (15×20D 矩阵)	90	80	均为 1	见表 3
3	某型光电装备的激光器 分机(15×25D 矩阵)	95	95	均为 1	见表 4
4	超外差接收器系统 ^[10-11] (22×36D 矩阵)	95	95	均为 1	见表 5
5	柴油机系统 ^[32] (101×77D 矩阵)	96	82	均为 1	均为 10 ⁻⁶

本文中 DFA 算法的参数设置如下:萤火虫种群数量 $p=20$,最大迭代次数 $Maxgen=250$,以及 $\gamma=1, \beta_0=1, \alpha=0.5$ 。式(8)中 $r_1=0.4, r_2=0.25, r_3=0.25$,这里适当地增加了测试代价相关的权值,有利于在满足测试性指标要求下取得更小的测试代价。对于每个系统都进行 20 次试验并取最优值。

表 2 阿波罗发射前检测系统 D 矩阵
Tab. 2 D matrix of the apollo prelaunch checkout system

	t_1-t_{15}
S_1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 1 1 1 1 1 0 0
S_2	0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0
S_3	0 0 0 0 1 1 1 0 1 1 1 1 0 0 1
S_4	0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1 1
S_5	0 1 0 1 0 1 1 1 1 1 0 0 1 1 0
S_6	0 0 0 1 1 0 0 1 1 1 0 1 1 1 1
S_7	1 0 0 1 1 0 0 1 0 0 1 0 1 0 1
S_8	1 1 1 0 0 1 1 0 1 1 1 0 0 1 0
S_9	1 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1
S_{10}	1 1 1 1 0 0 1 0 0 0 1 0 1 1 0

表 3 某系统 D 矩阵
Tab. 3 D matrix of a system

	t_1-t_{20}	故障率
S_1	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	0.001 0
S_2	1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0	0.001 0
S_3	1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 0	0.001 0
S_4	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0	0.010 0
S_5	1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0	0.010 0
S_6	0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0	0.010 0
S_7	1 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0	0.010 0
S_8	0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0	0.002 0
S_9	0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0	0.001 0
S_{10}	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0	0.010 0
S_{11}	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0	0.010 0
S_{12}	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 0 0	0.002 5
S_{13}	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 0 0	0.001 5
S_{14}	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0	0.010 0
S_{15}	0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 1 1 1 1 0 0	0.010 0

表 4 某型光电装备的激光器分机 D 矩阵
Tab. 4 D matrix of the laser in a photoelectric equipment

	t_1-t_{25}	故障率
S_1	111111111111111111111011100	0.001 0
S_2	1011111111111111111110111000	0.002 0
S_3	1001000000001111110001100	0.001 0
S_4	1111111111111111111110000011	0.001 0
S_5	1011111111111111111110011100	0.003 0
S_6	0001111111111111111110011111	0.001 0
S_7	1001111111111111111110000001	0.001 0
S_8	0000011111111111111110011100	0.002 0
S_9	00000000011111111100000011	0.001 0
S_{10}	00000000001111111100011100	0.001 0
S_{11}	00000000000111111100000001	0.001 0
S_{12}	00000000000011111100011101	0.002 5
S_{13}	00000000000001111100000001	0.001 0
S_{14}	0000000000000011000011011	0.001 0
S_{15}	00000000100011111100011000	0.002 0

表 5 超外差接收器系统 D 矩阵

Tab.5 D matrix of the superheterodyne receiver

	$t_1 - t_{36}$	故障率
S ₁	000000101110100000010111100000000001	0.001 85
S ₂	111111111111111011111111101111111111	0.009 23
S ₃	000000000110100000010111110000000001	0.001 85
S ₄	00000000000000000000010100000000000000	0.001 85
S ₅	000100101110111000010111100000001011	0.001 85
S ₆	111111111111111011011111101111111111	0.009 23
S ₇	100100100100000000010010001001001001	0.001 85
S ₈	101101101110100000010111101011010011	0.009 23
S ₉	101101101110100000010111100101010011	0.001 85
S ₁₀	000101101110100000010111100000100011	0.001 85
S ₁₁	000000101110100000010111100000000101	0.001 85
S ₁₂	000000000000000000000000000000000001	0.001 85
S ₁₃	000111101110100000010111100000000011	0.009 23
S ₁₄	101101101111111100010111100101111111	0.001 85
S ₁₅	00000000000000000000011100000000000001	0.009 23
S ₁₆	000000000111100000010100000000000001	0.001 85
S ₁₇	000000111110100000010111100000000101	0.009 23
S ₁₈	111101101110100000010111100001010011	0.001 85
S ₁₉	111111111111111111111111111111111111	0.001 85
S ₂₀	000101101110100000010111100001110011	0.001 85
S ₂₁	100100100110010010010010101001001001	0.001 85
S ₂₂	111111111111111011110111111111111111	0.001 85

对于阿波罗发射检测前系统,算法实验结果为: $FDR=100\%$, $FIR=100\%$,测试代价为 4,可以得到多个最优解如 (t_1, t_4, t_5, t_{14}) , $(t_6, t_{13}, t_{14}, t_{15})$ 等。与参考文献[9-10]得到的结果一致。

对于某系统,当测试代价均为 1 时,算法实验结果为: $FDR=100\%$, $FIR=84.4\%$,测试代价为 11,得到的最优解有 $(t_1, t_2, t_3, t_4, t_9, t_{10}, t_{11}, t_{12}, t_{14}, t_{16}, t_{20})$, $(t_1, t_2, t_3, t_5, t_9, t_{11}, t_{12}, t_{16}, t_{17}, t_{19}, t_{20})$ 等。当测试代价为(6.0, 6.6, 12.0, 6.0, 5.2, 9.0, 5.0, 6.0, 2.0, 3.6, 0.7, 1.8, 3.6, 8.0, 3.0, 6.0, 4.5, 0.9, 2.0, 3.0), $FDR=100\%$, $FIR=82.2\%$,最优测试代价为 45.2,得到的最优解为 $(t_1, t_2, t_3, t_9, t_{10}, t_{11}, t_{12}, t_{15}, t_{17}, t_{19}, t_{20})$ 。

与文献[12-13]得到的结果一致。

对于某型光电装备的激光器分机,算法实验结果为: $FDR=100\%$, $FIR=100\%$,测试代价为 7,得到的最优解有 $(t_2, t_4, t_7, t_{13}, t_{23}, t_{24}, t_{25})$, $(t_2, t_5, t_{10}, t_{12}, t_{22}, t_{23}, t_{25})$ 等。

对于超外差接收器系统,算法的实验结果为: $FDR=95.7\%$, $FIR=95.7\%$,测试代价为 12,得到的最优解如 $(t_4, t_8, t_9, t_{11}, t_{19}, t_{21}, t_{26}, t_{27}, t_{28}, t_{30}, t_{31}, t_{34})$, $(t_5, t_8, t_{11}, t_{12}, t_{14}, t_{19}, t_{21}, t_{26}, t_{27}, t_{28}, t_{30}, t_{31})$ 等。优于文献[10-11]得到的测试代价 15。

对于柴油机系统,算法实验结果为: $FDR=96.1\%$, $FIR=82.5\%$,测试代价为 67,得到的最优解为 77 个测试中除了 $t_6, t_{12}, t_{15}, t_{20}, t_{24}, t_{25}, t_{29}, t_{50}, t_{62}, t_{66}$ 外的全部测试。

4.3 离散萤火虫算法的计算效率对比分析

为了验证 DFA 算法的计算效率和求解质量,分别利用 PSO 算法和 GA 算法解决了 5 个系统的测试点优化选择问题,其中 PSO 算法和 GA 算法的参数设置见表 6。DFA 算法的参数设置同 4.2 节,对于每个系统,3 种算法都分别运行 20 次,其计算结果与效率对比见表 7。

表 6 PSO 算法和 GA 参数设置表

Tab.6 Parameters setting of PSO and GA

PSO 算法参数设置	GA 算法参数设置
最大迭代次数=250	最大迭代次数=250
种群数目=20	种群数目=20
加速因子 $c_1=2, c_2=2$	变异因子=0.02
惯性权重 $\omega=1$	交叉因子=0.7
粒子速度 $V_{\max}=4, V_{\min}=-4$	

从表 7 可以看出,利用 DFA 算法得到的适应度函数的最好值,中位值和最坏值均优于利用 PSO 算法和 GA 算法的结果,对应于适应度最好值和适应度中位值时的系统 FDR, FIR 和测试代价也是利用 DFA 算法得到的结果最优,并且随着系统 D 矩阵复杂度的提高,DFA 算法的优势更加明显。利用 DFA 算法得到的 5 个系统对应于最佳适应度值的测试代价分别比 PSO 算法和 GA 算法平均降低了 10.1%和 14.6%。3 种算法分别应用于 5 个系统的适应度函数收敛曲线如图 5~图 9 所示,图中的数据是 20 次运行结果中适应度函数的最优值和中位值。从图 5~图 9 可看

出,DFA 算法均能快速收敛到最优值,无论是适应度最优值还是适应度中位值均优于 PSO 和 GA 算法,虽然某些情况收敛速度(比如图 9)不如 PSO 和 GA 算法快,但是 DFA 算法具有很强的

获取全局最优解的能力,而 PSO 和 GA 则易陷入早熟并收敛于近似最优解,所以可以得出以下结论:DFA 算法可以更有效率地获取更高质量的全局最优解。

表 7 3 种算法计算效率与计算结果对比表

Tab. 7 Comparison of computation efficiency and results of the 3 algorithms

被测系统	选用算法	适应度 中位值	适应度 最好值	适应度 最坏值	适应度最好值			适应度中位值		
					故障 检测率/%	故障 隔离率/%	测试 代价	故障 检测率/%	故障 隔离率/%	测试 代价
10×15 D 矩阵	DFA	1.015 0	1.015 0	0.977 8	100	100	4	100	100	4
	PSO	0.977 8	1.015 0	0.977 8	100	100	4	100	100	5
	GA	0.977 8	1.015 0	0.977 8	100	100	4	100	100	5
15×20 D 矩阵	DFA	0.881 0	0.881 0	0.849 0	100	84.4	11	100	84.4	11
	PSO	0.825 0	0.864 0	0.816 0	100	84.4	12	100	84.4	15
	GA	0.816 0	0.849 0	0.809 0	100	83.3	13	100	84.4	15
15×25 D 矩阵	DFA	1.007 4	1.007 4	0.985 0	100	100	7	100	100	7
	PSO	0.963 8	0.985 0	0.925 4	100	100	8	100	100	9
	GA	0.944 0	0.963 8	0.892 2	100	100	9	100	100	10
22×36 D 矩阵	DFA	0.963 3	0.977 8	0.936 1	95.7	95.6	12	95.7	95.6	13
	PSO	0.911 4	0.936 1	0.889 2	95.7	95.6	15	97.8	95.6	17
	GA	0.900 0	0.923 5	0.879 0	95.7	95.6	16	97.8	95.6	18
101×77 D 矩阵	DFA	0.803 3	0.806 7	0.800 6	96.1	82.5	67	96.1	82.4	70
	PSO	0.800 3	0.800 6	0.800 1	96.1	82.5	74	96.8	82.3	75
	GA	0.800 1	0.800 3	0.800 0	97.0	82.0	75	96.9	82.5	76

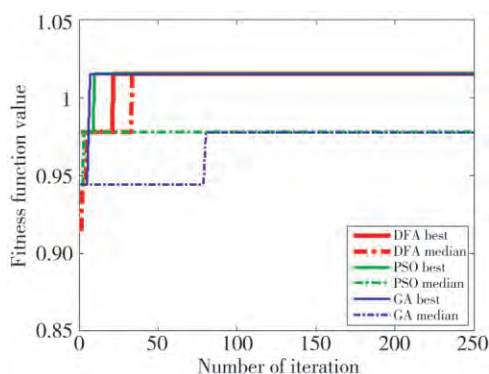


图 5 系统 1 适应度函数值收敛曲线(10×15D 矩阵)

Fig. 5 Convergence graphs of fitness function value in system 1 (10×15D Matrix)

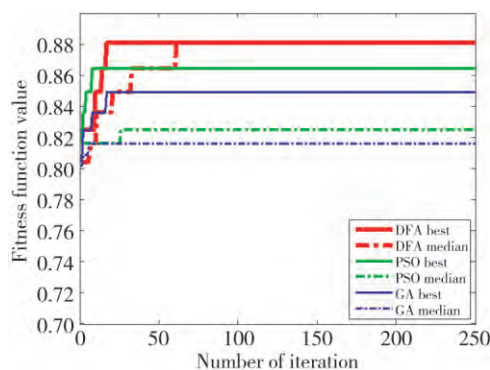


图 6 系统 2 适应度函数值收敛曲线(15×20D 矩阵)

Fig. 6 Convergence graphs of fitness function value in system 2 (15×20D Matrix)

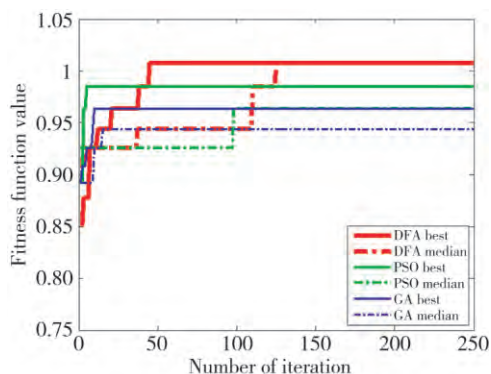


图7 系统3适应度函数值收敛曲线(15×25D矩阵)

Fig. 7 Convergence graphs of fitness function value in system 3 (15×25D Matrix)

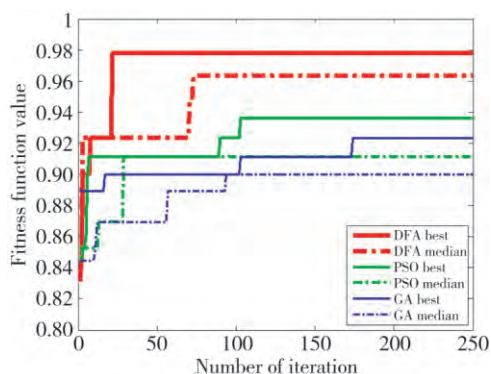


图8 系统4适应度函数值收敛曲线(22×36D矩阵)

Fig. 8 Convergence graphs of fitness function value in system 4 (22×36D Matrix)

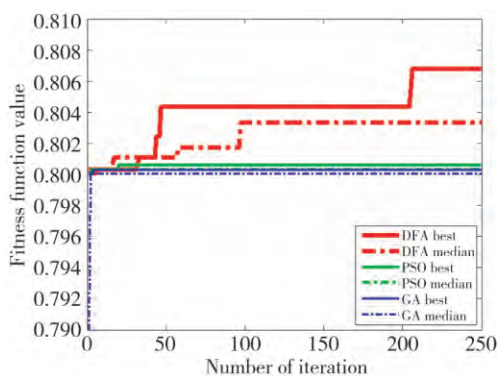


图9 系统5适应度函数值收敛曲线(101×77D矩阵)

Fig. 9 Convergence graphs of fitness function value in system 5 (101×77D Matrix)

参考文献:

- [1] 石君友. 测试性设计分析与验证[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.
SHI J Y. *Testability Design, Analysis and Verification* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2011. (in Chinese)
- [2] 刘晶红, 孙辉, 沈宏海, 等. 机载光电成像设备的可测试性系统设计[J]. 光学精密工程, 2008, 16(12): 2435-2440.

DFA 算法如此有效是因为:一方面萤火虫的移动是基于吸引度的,由于局部的吸引度通常强于远距离的吸引度,萤火虫种群被自动细分成多个子群,这对于解决如测试点优化选择问题之类的非线性或多峰值函数优化问题具有很好的效果。另外,DFA 算法没有使用历史个体最优值,而且也没有明确的全局最优值,这样避免了 PSO 算法中潜在的过早收敛问题。

5 结 论

测试点优化选择问题是复杂装备测试性设计工作的重要内容之一,随着装备复杂度的提升,寻求装备的最优测试选择方案越来越困难。本文提出一种用于解决测试点优化选择问题的离散萤火虫算法。为适应测试点优化选择问题的模型特点,对萤火虫算法进行离散化改进,并分析了不同吸引度函数和二值化函数对算法结果的影响。利用5种不同规模的实际系统验证了算法的有效性,并与 PSO 算法和 GA 算法等经典的元启发式算法进行了性能比较,结果显示:在满足系统要求的故障检测率和故障隔离率的前提下,利用本文算法得到的5个系统的测试代价最优值分别比 PSO 算法和 GA 算法平均降低了 10.1% 和 14.6%。实验结果表明:离散萤火虫算法搜索速度快,不易陷入局部最优,可以获得高质量的全局最优解,对于制定大型复杂装备的最优测试方案,提高装备的故障检测和诊断能力具有重要的应用价值。

- LIU J H, SUN H, SHEN H H, *et al.*. Design of testable system for airborne optoelectronic imaging equipment[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(12):2435-2440. (in Chinese)
- [3] PATTIPATI K R, ALEXANDRIDIS M. Application of heuristic search and information theory to sequential fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on System, Man, And Cybernetics*, 1990, 20(4): 872-887.
- [4] VIJAYA R, MOJDEH S, KRISHNA P. Optimal

- and near-optimal test sequencing algorithms with realistic test models [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part a: Systems And Humans*, 1999, 29(1):11-26.
- [5] 黎琼炜,胡政,易晓山,等. 系统级 BIT 设计中的测试选择方法[J]. *计算机工程与应用*, 2001(19):127-129,153.
LI Q W, HU ZH, YI X SH, *et al.*. Test selection algorithm in system-level BIT design [J]. 2001(19):127-129,153. (in Chinese)
- [6] 杨鹏,邱静,刘冠军,等. 基于布尔逻辑的测试选择算法[J]. *测试技术学报*, 2007, 21(5):386-390.
YANG P, QIU J, LIU G J, *et al.*. The test selection algorithms based on boolean logic [J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2007, 21(5):386-390. (in Chinese)
- [7] 赵东,赵宏伟,于繁华. 动态多目标优化的运动物体图像分割[J]. *光学 精密工程*, 2015, 23(7):2109-2116.
ZHAO D, ZHAO H W, YU F H. Moving object image segmentation by dynamic multi-objective optimization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(7):2109-2116. (in Chinese)
- [8] 单泽彪,石要武,刘小松,等. 应用人工蜂群算法的动态波达方向跟踪[J]. *光学 精密工程*, 2015, 23(3):838-845.
SHAN Z B, SHI Y W, LIU X S, *et al.*. DOA tracking of moving targets by artificial bee colony algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(3):838-845. (in Chinese)
- [9] 苏永定,钱彦岭,邱静. 基于启发式搜索策略的测试选择问题研究[J]. *中国测试技术*, 2005, 31(5):46-48,79.
SU Y D, QIAN Y L, QIU J. Heuristic search in test selection [J]. *China Measurement Technology*, 2005, 31(5):46-48,79. (in Chinese)
- [10] 连光耀. 基于信息模型的装备测试性设计与分析方法研究[D]. 石家庄:军械工程学院, 2007.
LIAN G Y. *Research on design and analysis methods for testability of equipment based on information model* [D]. Shijiazhuang: Ordnance Engineering College, 2007. (in Chinese)
- [11] 吕晓明,黄考利,连光耀,等. 基于混沌遗传算法的测试选择优化问题研究[J]. *弹箭与制导学报*, 2009, 29(3):265-268.
LV X M, HUANG K L, LIAN G Y, *et al.*. Research on the problem of test selection optimization based on chaos genetic algorithm [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2009, 29(3):265-268. (in Chinese)
- [12] 雷华军,秦开宇. 基于改进量子进化算法的测试优化选择[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(4):838-844.
LEI H J, QIN K Y. Optimal test selection based on improved quantum-inspired evolutionary algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(4):838-844. (in Chinese)
- [13] 陈希祥,邱静,刘冠军. 基于混合二进制粒子群遗传算法的测试优化选择研究[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(8):1674-1680.
CHEN X X, QIU J, LIU G J. Optimal test selection based on hybrid BPSO and GA [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(8):1674-1680. (in Chinese)
- [14] YANG X SH. Firefly algorithm, Stochastic test functions and design optimisation [J]. *Int. J. Bio-Inspired Computation*, 2010, 2(2):78-84.
- [15] WANG G G, GUO L H, DUAN H, *et al.*. A new improved firefly algorithm for global numerical optimization [J]. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, 2014, 11(2):477-485.
- [16] YANG X SH, HE X SH. Firefly algorithm; recent advances and applications [J]. *Int. J. Swarm Intelligence*, 2013, 1(1):36-50.
- [17] CHANDRASEKARAN K, SISHAJ P S. Network and reliability constrained unit commitment problem using binary real coded firefly algorithm [J]. *Electrical Power and Energy Systems*, 2012, 43:921-932.
- [18] KARTHIKEYAN S, ASOKAN P, NICKOLAS S, *et al.*. A hybrid discrete firefly algorithm for solving multi-objective flexible job shop scheduling problems [J]. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 2015, 7(6):386-401.
- [19] SAHU R K, PANDA S, PADHAN S. A hybrid firefly algorithm and pattern search technique for automatic generation control of multi area power systems [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 64:9-23.
- [20] LIANG R H, WANG J C, CHEN Y T, *et al.*. An enhanced firefly algorithm to multi-objective optimal active/reactive power dispatch with uncertainties consideration [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 64:1088-1097.

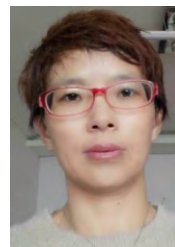
- [21] KANNAN G, SUBRAMANIAN D P, SHANKAR R T U. *Reactive Power Optimization Using Firefly Algorithm* [M]. Springer India, Power Electronics and Renewable Energy Systems, 2015: 83-90.
- [22] CHIANG C L. Firefly algorithm for power economic emission dispatch [C]. *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Technologies and Engineering Systems (ICITES2014)*. Springer International Publishing, 2016: 9-16.
- [23] SARANYA R, VIJAYAN V. Design OFPI controllers for unstable mimo system using firefly algorithm [J]. *International Journal of Science and Research*, 2015, 4(5): 294-299.
- [24] SAHU R K, PANDA S, PRADHAN P C. Design and analysis of hybrid firefly algorithm-pattern search based fuzzy PID controller for LFC of multi area power systems [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 69: 200-212.
- [25] SEKHAR G T C, SAHU R K, BALIARSINGH A K, et al.. Load frequency control of power system under deregulated environment using optimal firefly algorithm [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 74: 195-211.
- [26] SHAMSHIRBAND S, PETKOVIĆ D, PAVLOVIĆ N T, et al.. Support vector machine firefly algorithm based optimization of lens system [J]. *Applied optics*, 2015, 54(1): 37-45.
- [27] SINGH A, THAPAR S, BHATIA A, et al.. Disk scheduling using a customized discrete firefly algorithm [J]. *Cogent Engineering*, 2015, 2(1): 1011929.
- [28] SU H, YONG B, DU Q. Hyperspectral band selection using improved firefly algorithm [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(1): 68-72.
- [29] NADEEM A, SHANKAR T, SHARMA R K, et al.. An application of firefly algorithm for clustering in wireless sensor networks [C]. *Proceedings of the International Conference on Recent Cognitive in Wireless Communication & Image Processing*. Springer India, 2016: 869-878.
- [30] SOTO R, CRAWFORD B, LAMA J, et al.. A Firefly Algorithm to Solve the Manufacturing Cell Design Problem [M]. *Artificial Intelligence Perspectives in Intelligent Systems*. Springer International Publishing, 2016: 103-114.
- [31] 陈恺,陈芳,戴敏,等. 基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(2): 517-523.
- CHEN K, CHEN F, DAI M, et al.. Fast image segmentation with multilevel threshold of two-dimensional entropy based on firefly algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(2): 517-523. (in Chinese)
- [32] 张士刚. 基于多信号模型的诊断策略优化与生成技术研究[D]. 长沙:国防科技大学,2008.
- ZHANG SH G. *Research on the optimization and generation techniques for diagnostic strategy based on multi-signal model* [D]. Changsha National University of Defense Technology, 2008. (in Chinese)

作者简介:



王鹤淇(1983—),男,吉林长春人,博士,助理研究员,2007年于吉林大学获得学士学位,2012年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事光电装备测试性设计技术及自动控制方面的研究。E-mail: whq200808@sina.com

通讯作者:



刘廷霞(1973—)女,吉林抚松人,博士,研究员,1998年、2002年于吉林工学院分别获得学士、硕士学位,2005年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事光电经纬仪的精密控制及其算法方面的研究。E-mail: liutingxia2001@sohu.com