

doi: 10.7690/bgzdh.2021.09.005

基于 E 占优 NSGA-2 的测试优化选择方法

韩 露, 史贤俊, 秦玉峰, 林 云
(海军航空大学, 山东 烟台 264000)

摘要: 为解决测试不可靠条件下的测试选择问题, 对测试不可靠条件下的测试优化选择问题进行研究。将该问题还原为多目标问题来分析, 以虚警率、测试数量、测试成本为目标, 以故障检测率、隔离率为约束条件建立了问题的数学模型。以贝叶斯网络测试性模型为基础, 利用提出的 E 占优 NSGA-2 算法求解该问题。利用该方法对某装备开展测试优化选择设计, 并与 NSGA-2 算法、HBPSOGA 算法进行对比, 验证了该方法的有效性 with 实用性。

关键词: 测试优化选择; 测试性设计; 多目标; 不可靠测试; E 占优; NSGA-2

中图分类号: TP206 **文献标志码:** A

Test Optimization Selection Method Based on E-dominant NSGA-2

Han Lu, Shi Xianjun, Qin Yufeng, Lin Yun
(Naval Aviation University, Yantai 264000, China)

Abstract: For solving test optimization selection under unreliable test condition, this paper mainly studies the test optimization selection problem under the condition of unreliable test. Firstly, the problem is reduced to a multi-objective problem for analysis. The mathematical model of the problem is established with the false alarm rate, test cost and false alarm rate as the objectives, and the fault detection rate and isolation rate as the constraints. Then, taking Bayesian network testability model as example, the E-dominant NSGA-2 algorithm is used to solve the problem. Finally, the method is used to optimize the test of certain type equipment. The design is selected and compared with NSGA-2 algorithm and HBPSOGA algorithm to verify the effectiveness and practicability of the method.

Keywords: test optimization selection; testability design; multi object; unreliable testing; E-dominant; NSGA-2

0 引言

测试性是描述系统健康状态可监控和可测试难易程度的设计特性^[1]。自 20 世纪 70 年代开始, 研发人员愈发重视装备的测试性设计。人们发现, 在研发时期对装备开展系统性的测试性设计可以很大程度降低装备全寿命周期成本。测试优化选择是测试性设计的重要一步, 可计算出满足测试性指标, 使得综合成本最低的测试配置方案, 以便完成后续的测试性设计工作^[2]。

根据设计要求, 测试性设计可在测试可靠和测试不可靠 2 种条件下开展。当对测试性设计精度要求不高, 更注重工作速度时, 在前者条件下开展设计可大大降低建模与优化的难度、减少工程量; 当对精度要求较高时, 测试不可靠条件更符合工程实际, 指标计算更加可靠, 后期的优化设计工作更加精细。对于测试优化选择问题, 前人分别在测试可靠与测试不可靠条件下开展研究。

在测试可靠条件下, 秦玉峰等^[3]提出了混合离散二进制粒子群-遗传算法, 具有不错的全局搜索能

力, 搜索速度也有所提高; 吴新锋等^[4]提出“基因系数”对二进制粒子群遗传算法进行了改进, 并通过实例证明算法的有效性; 代西超等^[5]提出了改进遗传模拟退火算法, 采用非线性加速适应度函数提高搜索速度, 并通过实例验证了算法的有效性; 吴涛等^[6-9]也都对该问题做了研究并取得了一定成果。

在测试不可靠条件下, 羌晓清等^[10]提出了基于退火粒子群算法的测试优化方法, 构建了一种新的启发函数与适应度函数, 提高了故障检测与隔离能力; 张士刚^[2]对测试不可靠条件下的测试优化选择问题做了许多研究; 叶晓慧^[11]利用动态贪婪算法求解测试不可靠条件下的测试选择问题。

分析前人的研究成果可以看出: 在测试不可靠条件下测试优化选择问题, 增加了许多优化目标如虚警率、漏检率等。之前的研究并没有过多地考虑这种变化带来的影响, 仍然将测试优化选择问题作为一个单目标优化问题对待, 仅在构建目标函数或适应度函数时, 在函数中引入了成本以外的指标因素, 以此方式优化其他指标。这种处理方式局限性

收稿日期: 2021-05-24; 修回日期: 2021-06-20

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(61903374)

作者简介: 韩 露(1995—), 男, 山东人, 硕士, 从事装备测试性设计研究。E-mail: 953339581@qq.com。

大，表现在不同目标量纲不同，对测试配置方案的灵敏度也有所差异，如何有效融合多种因素构建目标函数并证明其有效性并无指导性解决方案。翟禹尧等^[12]针对该缺陷，对问题进行研究，发现测试优化选择问题本质上是一种有约束多目标优化问题，因此提出将测试优化选择问题还原为多目标优化问题进行研究，并利用多目标优化算法得到问题的 Pareto 解，经验证该方法有效性与可用性较好，一定程度解决了上述缺陷，但 Pareto 优化理论存在 2 个缺陷：没有考虑目标的重要程度；提供给决策者的解集过于庞大。

针对以上缺陷，笔者提出基于 E 占优 NSGA-2 的测试优化选择方法，来解决测试不可靠条件下的测试选择问题。

1 问题描述及测试性模型

1.1 测试优化选择问题

测试优化选择的主要目的是给出测试配置方案，进而在较少的成本投入基础上大幅提高测试能力。设备的测试配置方案是通过多种测试性指标进行评估，如检测率、隔离率、虚警率、漏检率等。指标之间并无明显的相关关系，因此通过单一指标对测试配置方案进行评估是不合理的。测试优化选择问题是一个有约束多目标优化问题，目的是为研发人员提供一种或几种综合最优的测试配置方案。选择检测率、隔离率为约束条件，以测试数量、成本、虚警率为目标，建立优化选择问题的数学模型：

$$\left. \begin{aligned} \min(FAR) \\ \min(D(x)) \\ \min(C(x)) \end{aligned} \right\}; \quad (1)$$

约束条件为：

$$\left. \begin{aligned} FIR \geq FIR^* \\ FDR \geq FDR^* \end{aligned} \right\}. \quad (2)$$

式中 FIR^* 、 FDR^* 表示允许的最低 FIR 、 FDR 值。

1.2 贝叶斯网络测试性模型

1988 年，Pearl 在论文中说明贝叶斯网络的概念。该网络对不确定信息具有强大的处理能力与独特的表达形式，许多学者将其成功应用于测试性建模中，用于表征、计算故障、测试的不确定逻辑关系。陈希祥等^[13]在测试不可靠条件下建立了贝叶斯网络模型并将该模型应用于测试选择工作中；代京等^[14-15]也都对贝叶斯网络建模问题进行了详细研究。考虑到不可靠测试的前提条件，笔者选择基于

贝叶斯网络模型开展测试优化选择工作，模型主要作用为计算测试性指标来评估算法计算出的测试选择方案。模型由以下元素组成：

故障节点集： $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ ，其中 f_i 表示故障节点，代表某个故障模式；

测试节点集： $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ ，其中 t_i 表示测试节点，代表某个测试；

有向边： E ，连接故障节点与测试节点，表征故障、测试相关关系；

条件概率表：CPT，储存有节点参数，即不确定信息。

贝叶斯网络模型如图 1 所示。

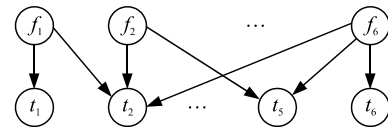


图 1 贝叶斯网络模型

模型节点参数是利用最大似然估计方法对故障测试数据与专家知识进行学习得到。表 1 为故障测试样本数据示例。表 2 为完成参数学习后某测试节点的 CPT 信息。

表 1 部分故障测试样本

序号	f_1	f_2	f_3	t_1	t_2	t_3
1	1	0	0	1	1	1
2	1	0	0	1	1	1
3	1	0	0	1	1	0
4	0	1	0	0	0	1

表 2 CPT 信息

f_i 状态	t_i 状态	
	0	1
0	0.99	0.01
1	0.03	0.97

1.3 测试性指标计算

测试性指标计算如下：

系统对故障 f_j 的检测率为：

$$FDR_j = 1 - p(\sum_{i=1}^m t_i = 0 | f_j); \quad (3)$$

系统故障检测率：

$$FDR = 1 - \prod_{j=1}^q FDR_j; \quad (4)$$

故障隔离率：

$$FIR = \left(\sum_{j=1}^q p(f_j) * p(f_j | f_j) \right) / \left(\sum_{j=1}^q p(f_j) * FDR_j \right); \quad (5)$$

系统虚警率：

$$FAR = 1 - p(\sum_{j=1}^m t_j = 0 | \sum_{i=1}^n f_i). \quad (6)$$

2 E 占优 NSGA-2 算法

引言中提到测试优化选择问题是一种有约束多目标优化算法，现有的大部分解决方案是利用利弊关系将多个目标值融合为一个综合的目标值，进而利用单目标优化算法求解。这种处理方式降低了问题的解决难度，却并不能得到最好的结果；少部分解决方案采用基于 Pareto 占优的多目标优化算法来处理该问题，其效果比前面好，但算法认为各个指标具备相同的重要度，没有融入权重思维，解集为综合多个指标因素后所得到的互不支配(指任意 2 个解之间没有 Pareto 支配关系)的均衡方案。在实际应用中，各个指标重要度并不完全一致，有些指标对测试性的影响会更加明显，因此笔者提出 E 占优 NSGA-2 算法来处理问题。

基于 Pareto 占优的 NSGA-2 算法在处理多目标问题时，所得的解集过于庞大，且认为各个目标具有相同的重要度，不能给决策者提供比较有价值的信息；而基于 E 占优的 NSGA-2 算法考虑到不同目标具有不同重要度的信息，有效降低解集规模。

2.1 E 占优及相关概念

讲述算法之前，需要了解 E 占优的概念。首先假设多目标函数为 $G(x)=\{g_1(x), g_2(x), \dots, g_n(x)\}$ 。其中 $g_i(x)$ 是 $G(x)$ 所包含的目标函数，或称指标函数； x_1, x_2, \dots, x_m 表示决策变量，在本文中指测试选择方案； n 为目标函数的数量。

定义 B,W,E

$B(x_1, x_2)$ 指多目标函数 $G(x_1)$ 比 $G(x_2)$ 好的目标数量；

$W(x_1, x_2)$ 指多目标函数 $G(x_1)$ 比 $G(x_2)$ 差的目标数量；

$E(x_1, x_2)$ 指多目标函数 $G(x_1)$ 与 $G(x_2)$ 表现相同目标的数量。

定义决策变量评价矩阵

$$P=[g_{ij}] \tag{7}$$

其中 g_{ij} 表示决策变量 x_i 的第 j 个目标值。

不同目标值变化范围与量纲各不相同，直接比较缺乏合理性，因而对所有目标值开展标准化。在测试优化选择问题中，指标主要分为效益型指标与成本型指标 2 种。不同类型指标的标准化方式也不相同。

效益型目标：目标值越大越好，如式(8)：

$$g'_{ij} = (\max_j \{g_{ij}\} - g_{ij}) / (\max_j \{g_{ij}\} - \min_j \{g_{ij}\}) \tag{8}$$

成本型指标：目标值越小越好，如虚警率、测

试成本、测点数量等，如式(9)：

$$g'_{ij} = (g_{ij} - \min_j \{g_{ij}\}) / (\max_j \{g_{ij}\} - \min_j \{g_{ij}\}) \tag{9}$$

标准化后的方案评价矩阵

$$P'=[g'_{ij}] \tag{10}$$

定义距离概念：

$$H(x) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (g'_j(x))^2} \tag{11}$$

定义偏重系数 k ：

$$\sum_{j=1}^n k_j = 1 \tag{12}$$

式中 k_j 表示目标函数 $g_j(x)$ 的偏重系数。

定义融入偏重系数的距离概念：

$$H(x) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (k_j g_j(x))^2} \tag{13}$$

E 占优：2 个决策变量 x_1, x_2 ，若 $B-W>0$ ，且 $H(x_1)<H(x_2)$ ，则 x_1 E 占优于 x_2 ，称 x_1 支配 x_2 。若 x_1 不被任何其他解支配，则称 x_1 为非支配解。

非支配排序：寻找当前解集的非支配解，存储于支配等级 1 的集合中，并将它们从当前解集中删除；在剩余解中继续上述步骤，确立支配等级 2 的集合；循环执行，求出所有解的支配等级。以上即为非支配排序过程。

精英保留策略：利用某种指标或循序对种群规模进行删减，留下指标最高的个体组成新的种群。在本文中，精英保留策略按 2 个原则执行：1) 非支配排序等级，等级优异的予以保留；2) 在相同等级下，按距离优先原则执行策略，即 $H(x)$ 小的保留。

2.2 E 占优 NSGA-2 算法实现

通常 NSGA-2 算法是基于 Pareto 占优的，但考虑到测试优化选择问题实际，指标是占有不同权重的，不同指标重要度不同，需要赋予不同的权值，E 占优算法可解决该问题。

E 占优 NSGA-2 算法基本思想：1) 确定种群规模 N ，随机产生第一代的父代种群，通过交叉、变异算子得到第一代的子代种群；2) 将父子代种群合并进行 E 占优排序，后执行精英保留策略，得到种群规模为 N 的第二代种群；3) 循环执行到规定代数，结束迭代。算法流程如图 2 所示。

测试优化选择问题是一种有约束多目标优化问题，笔者设置故障检测率、故障隔离率为约束条件，虚警率、测点数量、测试成本为优化目标求解测试配置方案。对任一层次 z ，测试优化选择问题的数

学模型可表示为式(14)、(15)：

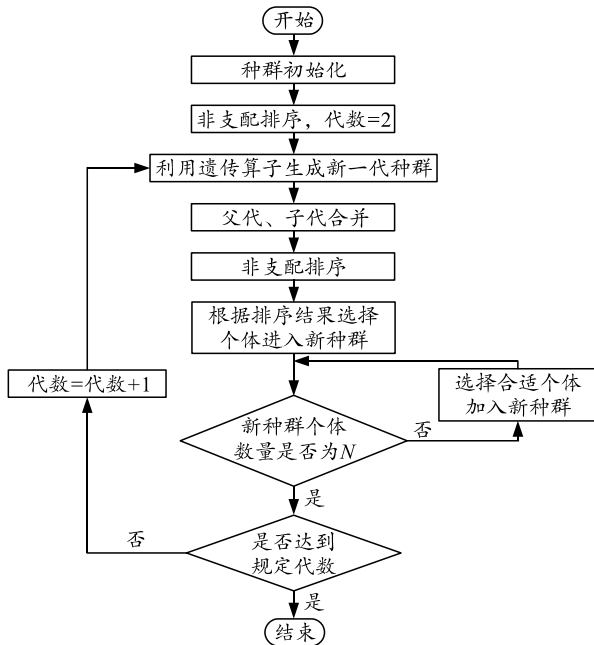


图 2 算法流程

$$\left. \begin{matrix} \min(A(x)) \\ \min(D(x)) \\ \min(C(x)) \end{matrix} \right\}; \quad (14)$$

$$\left. \begin{matrix} FIR \geq FIR^* \\ FDR \geq FDR^* \end{matrix} \right\}。 \quad (15)$$

其中 FDR, FIR 分别表示故障检测率与隔离率； FDR^*, FIR^* 表示要求的故障检测率、隔离率最低值； $A(x), D(x), C(x)$ 分别表示虚警率、测试数量、测试成本，应用层次贝叶斯网络求出的虚警矩阵求解以上指标，如下式：

$$A(x) = 1 - \prod_{t_j \in T_z} (1 - pf_j)。 \quad (16)$$

其中 T_z 表示 z 层次的已选测试集合。

$D(x)$ 即向量 X 中非零元素的数量。

$$C(x) = \sum_{t_j \in T_z} c_{t_j}。 \quad (17)$$

其中 c_{t_j} 表示测试 t_j 的成本。

3 实例

文献[12]与文献[13]共用案例。为验证基于 E 占优算法的有效性，选择该案例进行对比。该案例共有 15 个故障模式，20 个备选测试，要求 $FIR \geq 80\%$ ， $FDR \geq 90\%$ 。表 3 为含有不确定信息的故障测试矩阵，表 4 为故障率信息，表 5 为测试成本与虚警率信息。因版面限制，省略了故障测试相关矩阵，认为故障测试间不确定参数大于 0.7，两者之间具有相关关系，因此表 3 中的矩阵可以转换为故障测试相关性矩阵。

表 3 含有不确定信息的故障测试矩阵

故障测试相关性	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8	t_9	t_{10}
f_1	0.951 8	0.926 5	0.947 2	0.923 2	0.953 2	0.942 6	0.922 2	0.939 7	0.961 2	0.957 5
f_2	0.893 3	0	0.937 0	0.973 2	0.869 1	0.889 8	0.896 8	0.879 3	0.858 3	0.985 9
f_3	0.967 4	0	0	0.874 2	0	0	0	0	0	0
f_4	0.929 5	0.912 3	0.961 3	0.987 2	0.851 6	0.915 7	0.910 6	0.903 2	0.934 4	0.988 6
f_5	0.901 9	0	0.984 0	0.888 0	0.975 1	0.859 1	0.881 6	0.959 7	0.857 0	0.960 4
f_6	0	0	0	0.885 3	0.877 9	0.988 4	0.931 2	0.945 3	0.908 2	0.911 4
f_7	0.948 4	0	0	0.972 6	0.891 8	0.931 6	0.956 5	0.914 6	0.892 7	0.919 8
f_8	0	0	0	0	0	0.909 3	0.924 2	0.929 5	0.972 4	0.880 0
f_9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.940 1
f_{10}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f_{11}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f_{12}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f_{13}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f_{14}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f_{15}	0	0	0	0	0	0	0	0	0.852 1	0

故障测试相关性	t_{11}	t_{12}	t_{13}	t_{14}	t_{15}	t_{16}	t_{17}	t_{18}	t_{19}	t_{20}
f_1	0.894 8	0.879 8	0.856 1	0.932 2	0.917 0	0.950 2	0.914 2	0.910 2	0.909 1	0
f_2	0.984 4	0.967 5	0.853 8	0.858 1	0.927 7	0.939 7	0.971 8	0.974 6	0	0.969 8
f_3	0	0	0.893 8	0.901 5	0.866 9	0.876 7	0.980 8	0.952 9	0	0
f_4	0.951 7	0.938 0	0.851 8	0.938 4	0.913 1	0.968 1	0.887 0	0.946 2	0	0
f_5	0.907 7	0.868 7	0.903 8	0.950 5	0.950 2	0.971 2	0.872 4	0.898 5	0	0
f_6	0.954 2	0.879 0	0.945 6	0.947 0	0.975 0	0.873 9	0.972 2	0.873 2	0	0
f_7	0.887 5	0.935 0	0.863 0	0.861 8	0.888 2	0.989 2	0.883 3	0.871 8	0	0
f_8	0.911 6	0.938 2	0.854 9	0.913 6	0.885 7	0.911 6	0.940 4	0.876 8	0	0
f_9	0.911 6	0.938 2	0.854 9	0.913 6	0.885 7	0.911 6	0.940 4	0.876 8	0	0
f_{10}	0.980 7	0.901 9	0.935 7	0.911 9	0.971 2	0.897 6	0.985 4	0	0	0
f_{11}	0.945 7	0.930 5	0.935 2	0.899 5	0.882 5	0.971 2	0.943 1	0	0	0
f_{12}	0	0.913 2	0.852 2	0.871 5	0.962 7	0.901 1	0.971 9	0	0	0
f_{13}	0	0	0.852 3	0.944 6	0.977 2	0.905 1	0.851 4	0	0	0
f_{14}	0	0	0	0.947 9	0.882 5	0.932 8	0.869 2	0	0	0
f_{15}	0	0	0.876 6	0.951 9	0.857 0	0.975 2	0.964 6	0	0	0

表 4 故障率 %

f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
0.1	0.1	0.1	1	1	1	1	0.2
f_9	f_{10}	f_{11}	f_{12}	f_{13}	f_{14}	f_{15}	
0.1	1	1	0.25	0.15	1	1	

表 5 测试成本与虚警率信息

测试	成本	虚警率/%
t_1	60	0.15
t_2	66	0.15
t_3	120	0.17
t_4	60	0.15
t_5	52	0.16
t_6	90	0.17
t_7	50	0.16
t_8	60	0.14
t_9	20	0.16
t_{10}	36	0.16
t_{11}	7	0.16
t_{12}	18	0.14
t_{13}	36	0.15
t_{14}	80	0.16
t_{15}	30	0
t_{16}	60	0
t_{17}	45	0.16
t_{18}	9	0.17
t_{19}	20	0.14
t_{20}	30	0.15

用文献[12]中的 NSGA-2 算法、文献[13]的 HBPSOGA 算法与本文中提出的 E 占优 NSGA-2 算法分别求解该算例的测试优化选择问题。算法参数设置如表 6 所示。3 种不同算法得到的计算结果如表 7 所示。

表 6 算法参数设置

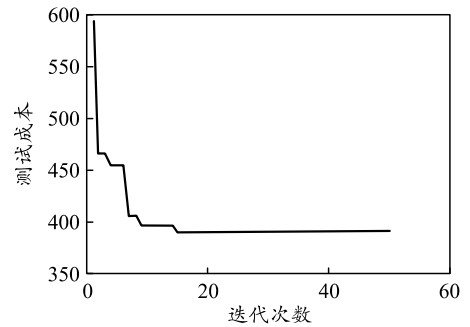
参数	数值	参数	数值
目标个数	3	迭代次数	100
决策变量个数	20	成本权重	0.5
虚警率权重	0.2	种群数量	50
交叉概率	0.7	漏检率权重	0.3
变异概率	0.1		

表 7 不同算法的计算结果

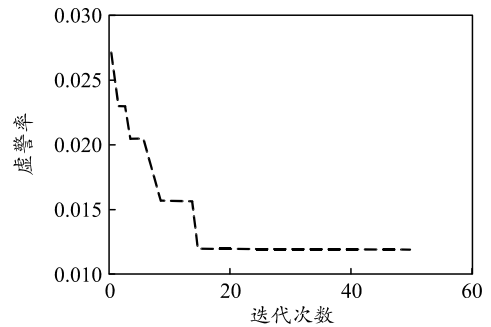
方法	测试配置方案	成本	漏检率/%	虚警率/%
E 占优 NSGA2	11001000111110101010	390	0.98	1.51
文献[12]	11100000111100101011	452	1.22	1.24
文献[12]	111001001111101000011	567	0.12	0.27
文献[12]	11110000111110010011	533	0.88	0.82
文献[13]	11100000111100101011	503	1.25	0.99

通过对表 7 进行分析，可发现文献[12]采用的普通 NSGA-2 算法计算出的解集较多，且各目标具有相同的重要程度，无法进行有权重的针对性优化；而笔者提出的 E 占优 NSGA-2 算法可在平衡所有目标的同时着重优化权重较高的指标，交给决策者的测试配置方案较少，避免过多方案影响决策，且方案对重点指标进行了针对性优化，更加直接合理。另外，测试成本、虚警率、漏检率与迭代次数的关系如图 3 所示，种群在进化到 15 代左右时，3 项目

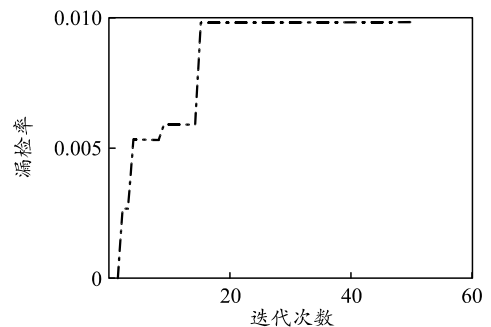
标值趋于稳定；进化 100 代的计算时间为 39 s。可以看出：所提算法收敛速度较快，计算时间在可接受的范围内。



(a) 测试成本与迭代次数的关系



(b) 虚警率与迭代次数的关系



(c) 漏检率与迭代次数的关系

图 3 测试成本、虚警率、漏检率与迭代次数的关系

4 结束语

为解决传统有约束多目标优化算法存在的解集庞大、不考虑目标重要度的缺陷，笔者提出基于 E 占优 NSGA-2 算法求解模型，并与其他算法进行对比。实例验证结果表明，该方法能够根据实际工作的不同需求进行优化选择，可计算出在平衡各指标情况下针对某指标重点优化的测试配置方案，具备一定的可行性与有效性。

参考文献：

[1] 杨鹏. 基于相关性模型的诊断策略优化设计技术[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2008.