

基于遗传排序的测试集优化

乔家庆, 付 平, 尹洪涛

(哈尔滨工业大学自动化测试与控制研究所, 哈工大科学园 3033 信箱, 黑龙江哈尔滨 150080)

摘 要: 测试集优化是数字电路测试的一个基本问题. 本文提出了一种基于遗传排序的测试集优化方法, 采用遗传算法对测试集的“矢量-故障”矩阵的行向量排列顺序进行优化, 并采用行列消去法作为适应度评估方法. 实验结果表明, 基于遗传排序的测试集优化方法有效地减少了测试矢量的数目, 而且保证了所得的测试集中不包含冗余测试矢量.

关键词: 测试集优化; 遗传算法; 行列消去法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2007)12-2335-04

Test Set Optimization Based on Genetic Reordering

QIAO Jia qing, FU Ping, YIN Hong tao

(Automatic Test and Control Institute Science Park of Harbin Institute of Technology, P. O. Box 3033, Harbin, Heilongjiang 150080, China)

Abstract: In this paper, a test set optimization method based on the genetic reordering is presented, which optimizes the row vectors' order of the test set's vector fault matrix by genetic algorithm and adopts the row column elimination as the evaluation method in the genetic process. Experiment results show that the method effectively reduces the number of the test vectors and ensures that no redundant test vector left in the optimal test set obtained.

Key words: test set optimization; genetic algorithm; row column elimination

1 引言

随着大规模集成电路的发展, 电路的复杂度不断增加, 使电路测试变得非常困难. 在测试生成阶段, 由于电路结构的原因, 生成过程也十分复杂. 目前, 已经有很多电路测试集生成算法, 这些算法能够生成故障覆盖率为 100% 的电路测试集, 但是生成的电路测试集相当庞大, 其中可能包含大量的冗余测试矢量. 测试矢量数目对电路测试成本(时间, 功耗以及被测电路的寿命)有着很大影响^[1]. 因此对电路测试集进行优化, 将冗余测试矢量去除, 对于缩减测试集体积和降低测试成本是十分必要的.

测试集优化是数字电路测试的一个基本问题, 并已经被证明属于 NP 完全问题^[2], 一些传统的算法, 如行列消去法, 布尔函数约简法和试探法^[3]等, 应用于规模较大的电路时, 很难得到最优解. 随着电路规模的增长和优化算法的发展与完善, 各种优化算法被用来解决测试集优化问题. 其主要思想是对每个故障所选用测试矢量进行优化选择, 使用一个测试矢量同时测试几个故

障, 减少了所需要的测试矢量的数目. 遗传算法^[4], 蚁群优化算法^[5]等优化算法均在这个问题上取得很好的效果, 而且有可能获得多个解. 但是由于没有考虑测试矢量之间的关系, 不能保证所得的测试集中没有冗余测试矢量, 从而为测试集优化问题留下了改进的空间.

行列消去法根据测试矢量和故障之间的关系, 可以消去测试集的“矢量-故障”矩阵中的冗余行列向量, 从而获得测试矢量数目较少的无冗余测试集, 但对行向量排列顺序敏感^[5], 不适用于测试矢量数目多的测试集优化. 本文将行列消去法与优化算法相结合, 使用遗传算法对“矢量-故障”矩阵中行向量的排列顺序进行优化, 将行列消去法作为适应度评估手段, 提出了一种基于遗传排序的测试集优化方法, 充分利用了两种方法的优点. 针对一些较大规模的测试集进行了实验, 结果表明该方法不但有效地减少了测试集中测试矢量的数目, 而且保证了所得的测试集中没有冗余测试矢量.

2 问题的描述及算法

如果一个测试集可以测试一个电路的全部故障,

则该测试集就叫作该电路的一个完全测试集. 在所有完全测试集中, 测试矢量数最少的完全测试集被称为最小完全测试集. 显然, 任意一个故障都能用最小完全测试集中至少一个测试矢量检测; 而且对于最小完全测试集包含的任何一个测试矢量, 在它检测的故障中, 至少有一个其它测试矢量所不能检测的故障, 即最小完全测试集中没有冗余测试矢量. 测试集优化问题可以描述为: 给定一个完全测试集, 从该测试集中删除所有冗余测试矢量, 使得它仍然组成一个完全测试集^[4]. 通过删除不同的测试矢量, 同一个完全测试集可以获得不同的无冗余测试集, 称其中包含矢量数最少的为该完全测试集的极小完全测试集.

设故障 f_1, f_2, \dots, f_n 相应的测试矢量为 t_1, t_2, \dots, t_m , 则根据测试矢量和故障的对应关系可列成“矢量-故障”矩阵 A , 其中元素 $a_{ij} = 1$ 表示 t_i 可检测故障 f_j , 而 $a_{ij} = 0$ 表示 t_i 不可检测故障 f_j . 例如:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

表示测试矢量 t_1 可以检测故障 f_1, f_2 和 f_5 , 测试矢量 t_2 可以检测故障 f_2, f_3 和 f_4 , 测试矢量 t_3 可以检测故障 f_3 和 f_7 , 依次类推. 从式(1)可以观察到, 该测试集的极小完全测试集为 $\{t_1, t_2, t_6\}$ 或者 $\{t_2, t_5, t_6\}$.

文献[4, 5]中, 采用遗传算法和蚁群算法等优化方法解决测试集优化问题的关键在于编码方式, 一般有两种编码方式. 一种是将测试矢量作为染色体的基因, 采用二进制编码, 基因取值为 0 表示删除该位所对应的测试矢量, 为 1 则保留. 该方法将测试集优化问题转化为约束优化问题, 即在保证原测试集故障覆盖率的前提下, 保留尽可能少的测试矢量, 但在个体评估时较复杂, 而且效果不是十分理想. 另一种编码方式是把待检测故障作为染色体的基因, 基因的取值表示检测该故障所选用的测试矢量. 算法通过优化每个故障采用的测试矢量, 使所得测试集包含的不同测试矢量最少, 完成测试集优化.

由于这类算法只将所得测试集中包含的测试矢量数目作为优化标准, 缺乏对冗余矢量的判别, 不能保证所得的测试集中没有冗余测试矢量. 而传统的行列消去法充分利用了“矢量-故障”矩阵表示的故障隶属和测试矢量支配关系, 所得测试集不包含冗余测试矢量. 虽然“矢量-故障”矩阵中不同的行向量排列顺序导致消去结果相差很大, 在应用于规模较大的电路测试集

时, 很难获得最优的结果, 但将其与优化算法相结合, 可以获得较好的优化结果.

2.1 行列消去法

用 β_k 表示式(1)中“矢量-故障”矩阵中的第 k 列的列向量, 用 μ_i 表示第 i 行的行向量, 行列消去法的基本原理可以表述为:

规则 1: 如果 $\beta_k \in \beta_j$, 则删除 β_k 不影响测试集的完备性;

规则 2: 如果 $\mu_i \in \sum_{j \neq i} \mu_j$, 则删除 μ_i , 即从测试集中删除 t_i , 不影响测试集的完备性;

规则 3: 对一个完全测试集重复使用规则 1, 规则 2 不影响测试集的完备性.

行列消去法所得的测试集中不包含冗余测试向量.

2.2 行列消去法与优化算法的结合

考虑算法复杂程度和求取极小完全测试集的能力, 行列消去法是综合性能较好的一种算法, 但该方法对“矢量-故障”矩阵中的行向量排列顺序敏感, 使其很难应用于规模较大的电路测试集. 例如“矢量-故障”矩阵 B :

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

可以分别排列成:

$$B_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, B_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$B_4 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, B_5 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

在 $(BB_1B_2B_3B_4B_5)$ 六种排列方式中, (BB_1) 在使用行列消去法后不能得到极小完全测试集 $\{t_1\}$. 对于一个完全测试集的“矢量-故障”矩阵, 存在至少一个行向量排列顺序, 对按照这个顺序排列的“矢量-故障”矩阵使用行列消去法, 可以得到没有冗余矢量的极小完全测试集. 如果在使用行列消去法前将“矢量-故障”矩阵按照这个顺序排列, 就可以得到极小完全测试集. 对于测试矢量和故障数较多的测试集, 这个最优的行向量排列顺序难以得到, 采用如式(3)的穷举法也是不可行的. 因此, 行列消去法可以与优化算法相结合, 将测试集优化转化为一个组合优化问题, 即寻找“矢量-故障”矩阵最优的行向量排列顺序. 遗传算法解决组合优化问题有着很好的效果, 将其应用于测试集优化问题, 可以得到优化的行向量排列顺序, 然后使用行列消去法就可以有效地删除测试集包含的冗余测试矢量, 减少

测试集中测试矢量的数目。

3 基于遗传排序的优化方法

遗传算法是一种模仿自然界“优胜劣汰”的遗传过程的优化算法, 问题的最优解即遗传竞争过程中的优胜者^[6]。由于其对搜索空间的连续性和分散性没有限制而且可以并行实现, 因而得到了广泛地应用。遗传算法的全局搜索能力较好, 通过对选择, 杂交和变异三种遗传算子的选择, 算法可以得到全局最优解, 是解决组合优化比较理想的方法。基于遗传排序的优化算法采用遗传算法, 将“矢量-故障”矩阵的行向量排列顺序作为遗传操作的个体, 基因取值为原测试集“矢量-故障”矩阵的行向量编号, 使用行列消去法作为适应度评估方法, 在所有可能的排列顺序中搜索最优的行向量排列顺序。

(1) 个体表示

设测试集中包含 9 个测试矢量为 t_1, t_2, \dots, t_9 ; 相应的“矢量-故障”矩阵的行向量分别为 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_9$, 而第 g 代的第 i 个个体为:

$$p_{gi} = (264735891) \quad (4)$$

表示在重新排序的“矢量-故障”矩阵中 μ_2 排列在第 1 位, μ_6 排列在第 2 位, 以此类推。

(2) 适应度评估

按照上述的个体表示方式, 在搜索过程中一个“好”的个体就是按其顺序排列的“矢量-故障”矩阵经过行列消去法优化后, 所得优化测试集包含测试矢量数少的个体。因此, 一个合理的评估函数为:

$$f(p_{gi}) = \frac{1}{n} \quad (5)$$

其中, n 表示经行列消去优化后的测试集包含测试矢量数目。则 $\frac{1}{N} \leq f(p_{gi}) \leq 1$, N 为原测试集中包含的测试矢量个数。

(3) 选择算子

选择策略采用基于局部竞争机制的锦标赛(Tournament)机制, 即随即在种群内选择 2 个个体进行适应值比较(竞赛规模为 2), 适应值高的个体进入下一代。这种选择方式使适应值较好的个体具有较大的“生存”机会, 同时由于采用适应度的相对值作为参考标准, 适应度差的个体并不会被完全抛弃, 避免了过早收敛于局部最优解的现象。为了保护适应度高的个体, 同时采用了保留最优个体的选择策略。

(4) 变异算子

变异算子采用了基因位互换变异, 即在父体中随机选择两个基因位将其取值交换, 相当于在“矢量-故障”矩阵将两个行向量的位置交换。

(5) 杂交算子

杂交算子的选择较为复杂, 如果采用简单的杂交交换的方法, 会产生非法的子代个体。这里采用了次序杂交方法^[7], 首先随机的在父体中选择两杂交点, 再交换杂交段, 其他位置根据保持父体中的相对次序来确定。例如父代个体 p_1 和 p_2 , 杂交点选择如下:

$$\begin{aligned} p_1 &= (2641 \ 73581 \ 91) \\ p_2 &= (4521 \ 18761 \ 93) \end{aligned} \quad (6)$$

则杂交产生的两个子代个体为:

$$\begin{aligned} o_1 &= (4351 \ 18761 \ 92) \\ o_2 &= (2161 \ 73581 \ 94) \end{aligned} \quad (7)$$

次序杂交最大程度上保留了父体中基因的相对次序, 可以使子代个体更好的继承父代的特性, 而且不会产生非法的子代个体。

4 实验

为了验证所提出算法的有效性, 分别对已知最优解的测试集和随机生成的测试集进行了实验。为便于进行比较, 已知最优解的测试集选取文献[4]中的测试集进行优化。测试集用 $V_{xx}F_{xx}$ 形式表示, 如 V8F10 对应的测试集包含 8 个测试矢量, 可以检测 10 个故障。实验结果分别与已知的最优解和遗传算法的优化结果进行对比。

表 1 中是基于遗传排序的方法对已知最优解的测试集的优化结果与已知最优解的对比。可见, 基于遗传排序的方法有效地减少了测试矢量的数目, 并且与已知的最优解是一致的。

表 1 测试集优化实验结果(已知最优解的测试集)

测试集	优化结果(测试矢量数目)	
	基于遗传排序的方法	已知最优解
V8F10	3	3
V18F20	3	3
V30F32	5	5
V40F70	6	6

表 2 中是基于遗传排序的方法和遗传算法对随机生成的一组较大规模测试集的优化结果对比。为了便于比较, 对两种算法的遗传算子的设置尽可能相同, 如种群规模 $N = 100$, 最大迭代次数 $\text{MaxGen} = 200$, 杂交概率 $p_c = 0.3$, 变异概率 $p_m = 0.05$ 等。实验中, 基于遗传排序的方法和遗传算法在多次运行中, 均取得了比较稳定的优化结果, 即取得的最优适应度稳定, 但可能对应不同的最优测试集, 这是由测试集本身可能包含多个极小完全测试集决定的。从表 2 中可见, 基于遗传排序的方法的优化结果好于遗传算法, 取得了测试向量数

目更小的完全测试集.

表 2 测试集优化实验结果(随机生成的测试集)

测试集	优化结果(测试矢量数目)	
	基于遗传排序的方法	遗传算法
V80F100	4	17
V100F200	5	16
V200F400	5	15
V80F1000	7	10

为了进一步验证算法的性能,又随机生成了10组规模相同测试集,并分别使用基于遗传排序的方法和遗传算法对其进行优化.所得优化结果中,基于遗传排序的方法均好于遗传算法,说明在较大规模的测试集优化中,基于遗传排序的方法的性能优于遗传算法.

5 结论

本文提出的基于遗传排序的方法将遗传算法与行列消去法结合,采用遗传算法对“矢量故障”矩阵的行列向量排列顺序进行优化,有效地减少了测试矢量的数目,而且由于采用行列消去法进行适应度评估,保证了所得的测试集没有冗余测试矢量.实验中,本文提出的方法对已知最优解的测试集的优化结果与已知最优解一致,对随机生成的规模较大的测试集优化结果好于遗传算法,这种将遗传算法与行列消去法相结合的思路也可以用于其他的组合优化算法,取得比较理想的结果.

参考文献:

- [1] Yoshinobu Higami. Test Cost Reduction for Logic Circuits: Reduction of Test Data Volume and Test Application Time[J]. Systems and Computers in Japan, 2005, 36(6): 69- 83.
- [2] Hideo Fujiwara, Shunichi Toda. The complexity of fault detection problems for combinational logic circuits[J]. IEEE Transactions on Computers. 1982, 31(6): 555- 560.

- [3] 杨士元. 数字系统的故障诊断与可靠性设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000. 94- 102.
- [4] 王小港. 遗传算法在 VLSI 设计自动化中的应用研究[D]. 北京: 中国科学院, 2001.
- [5] 俞龙江, 彭喜源. 基于蚁群算法的测试集优化[J]. 电子学报, 2003, 31(8): 1178- 1181. YU Long jiang, PENG Xi yuan, PENG Yu. A test set optimization method based on ant algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(8): 1178- 1181. (in Chinese)
- [6] Radu Belea. Genetic algorithm convergence analysis using a unified representation of genes and the hamming distance[J]. International Journal of Knowledge based and Intelligent Engineering Systems, 2006, 10(1): 29- 40.
- [7] Lawrence Davis. Applying adaptive algorithms to epistatic domains[A]. Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence[C]. Los Angeles, California, 1985. 162- 164.

作者简介:



乔家庆 男, 1978 年出生于哈尔滨, 在读博士研究生, 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系讲师. 主要研究方向为测试优化与压缩、演化计算. E-mail: qiaojiaqing@hit.edu.cn



付平 男, 1965 年生于黑龙江哈尔滨, 博士学位, 现为哈尔滨工业大学自动化测试与控制系研究员, 博士生导师, 中国电子学会及中国计量测试学会高级会员. 主要研究方向为计算机自动测试与控制、图像处理. E-mail: fuping@hit.edu.cn

尹洪涛 男, 1972 年出生, 博士学位, 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系讲师. 主要研究方向为数字图象处理和模式识别.