

# 一个基于神经网络的测试生成系统\*

陈朝阳\*\* 陈光 虞厥邦

(电子科技大学自动化系,光电子技术系 成都 610054)

**【摘要】** 介绍了一个基于组合电路的 Hopfield 神经网络模型的测试生成系统,系统中运用概率松弛搜索算法求解给定故障的测试矢量。实验结果表明了该系统的可行性。

**关键词** 测试生成; 组合电路; 神经网络; 概率松弛

中图分类号 TN407

1988年, Chakaradhar 等人首先提出了组合电路的 Hopfield 神经网络模型<sup>[1]</sup>, 将组合电路的测试码对应于神经网络能量函数的最小值点, 从而运用组合优化的方法求解最小值点来得到测试矢量。因此运用神经网络模型, 使数学方法和工具在测试生成问题中得以应用, 为解决组合电路的测试生成提供了广泛的途径, 引起了国内外学者的广泛兴趣<sup>[2,3]</sup>。

## 1 系统基本组成

数字电路测试生成就是求一个测试矢量使得无故障电路与有故障电路的输出响应不同, 也就是说对于单输出电路, 测试矢量必须使如图 1a 所示的网络状态相容; 而对于二输出电路, 测试矢量必须使如图 1b 所示的网络状态相容。同理可推广到多输出电路。

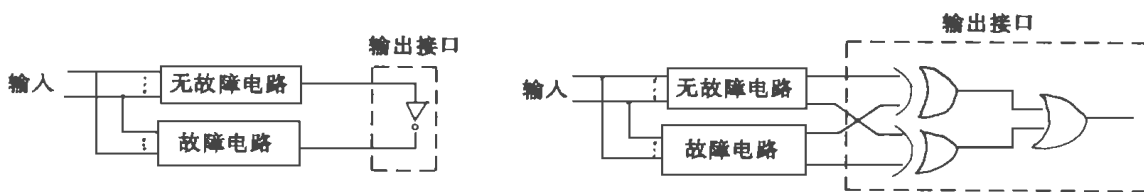


图 1 测试产生的约束网络

系统通过神经网络编译器得到无故障电路的神经网络 NN, 注入故障电路的神经网络 FNN, 然后合并形成约束网络的神经网络 TNN 对 TNN 通过概率松弛搜索算法求解得到测试矢量。如图 2 所示, 其中神经网络基本单元库主要由基本逻辑门的神经网络构成<sup>[1]</sup>。

1996年 3月 27日收稿, 1996年 10月 9日修改定稿

\* 国家“八五”重点科研项目

\*\* 男 30岁 博士生 讲师

## 2 系统基本功能块

### 2.1 门级电路描述方法

在对门级电路进行描述时,应对电路中的信号线依次进行编号,首先对原始输入进行编号,电路描述文件中第一行依次给出信号总数、门数、原始输入数、原始输出数、异或门和异或非门数;第二行依次给出各原始输出编号,然后描述每个门的输入输出关系(前两项为输入,后一项为输出)。简单的描述实例如图 3 所示。

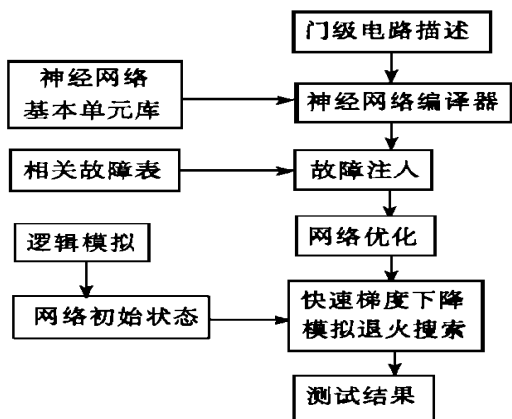
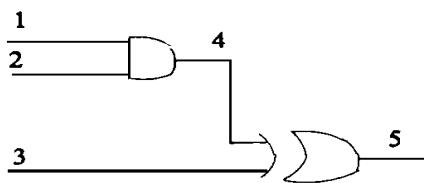


图 2 测试系统基本组成



(a) 电路

```

5 2 3 1 1
5
AND 1 2 4
XOR 3 4 5
  
```

(b) 描述文件

图 3 一个电路描述实例

### 2.2 神经网络编译器

该模块利用神经网络基本单元库,将组合电路转换成对应的 Hopfield 神经网络模型。基本单元库越丰富,则编译器能力越强,其流程如图 4 所示。对图 3a 所示的电路,经神经网络编译器后,其神经网络模型如图 5 所示。

### 2.3 故障注入及网络优化

该模块对无故障电路进行故障注入,标记故障传播路径,形成故障电路描述文件(其格式与无故障电路一样)对于不受故障影响的信号线采用与无故障电路相同的编号,而对处于故障传播路径的信号线则采用新的编号。也就是说,在测试约束网络中,对于不受故障影响的信号线由于其变化的规律一样,采用相同的神经元表示,这样可降低神经元的数目,形成优化的神经网络,其流程如图 6 所示。

### 2.4 逻辑模拟

神经网络的初始状态影响着网络的求解速度,因此,该模块通过逻辑模拟确定网络的初始状态,依据敏化和逻辑蕴含的思想进行初步的线值确认,减少网络求解的变量个数,降低求解空间,提

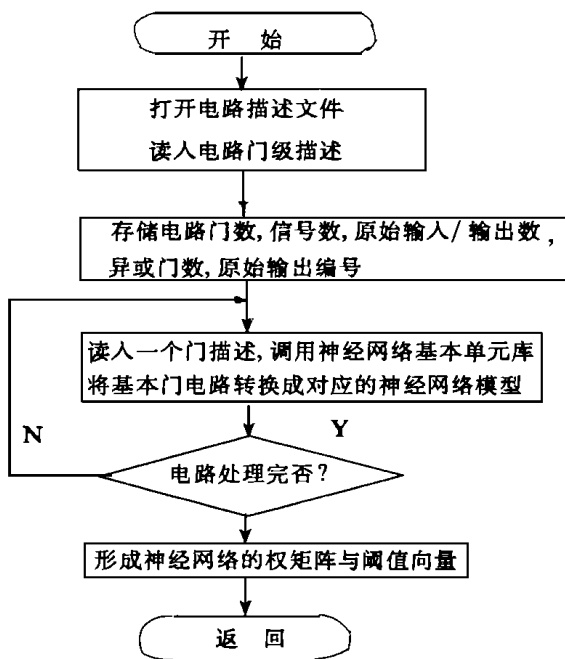


图 4 神经网络编译器流程

高求解速度 这一过程可较好地搜索引导到全局最小的区域,有效地避免陷于局部极小点

### 3 概率松弛搜索与实验结果

测试系统中对测试约束神经网络(TNN)的优化计算采用快速梯度下降与模拟退火相结合的方法 首先用快速梯度下降搜索,若陷于局部极小,则采用模拟退火的方法继续寻优

对于一个包含  $N$  个神经元的 Hopfield 网络,其能量函数为

$$E = - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{ij} V_i V_j - \sum_{i=1}^N I_i V_i + K$$

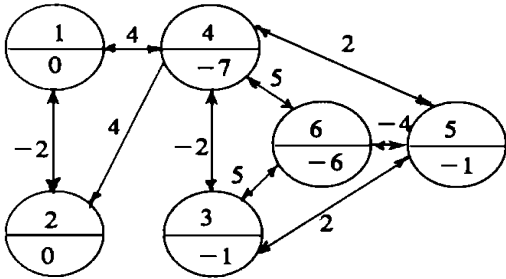


图 5 图 3a 电路对应的神经网络

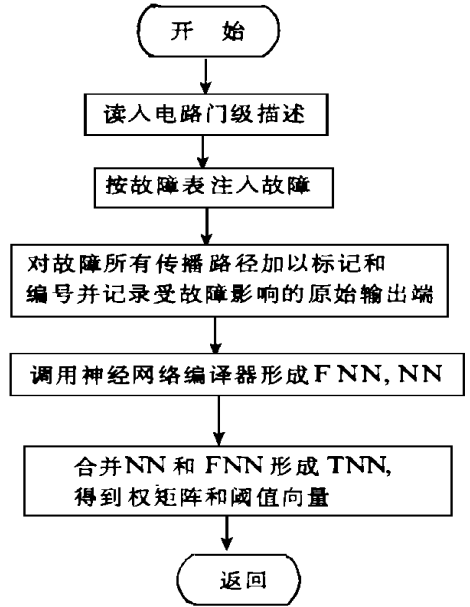


图 6 故障注入与网络优化流程

快速梯度下降是一个贪心算法,也就是说网络状态的变化只朝着使网络能量减小的方向,如对某一神经元  $k, V_k = 0$  和  $V_k = 1$  的网络能量之差为

$$\Delta E_k = E(V_k = 0) - E(V_k = 1) = I_k + \sum_{j=1}^N T_{jk} V_j$$

因此,第  $k$  个神经元的状态为

$$V_k = \begin{cases} 1 & \Delta E_k > 0 \\ 0 & \Delta E_k < 0 \\ V_k & \text{其他} \end{cases}$$

如果快速梯度下降搜索陷于局部极小,则采用模拟退火方法 这里初始温度  $T_0$  取约束网络能量的最大值,接受概率为  $r$ ,退火方式为:  $T = \alpha T_0, 0 < \alpha < 1$  假设第  $k$  个神经元取 1 和 0 的状态分别为  $S_1, S_2$  两个状态的能量差为:  $\Delta E_k = E(S_2) - E(S_1)$ ,则接受概率  $P_k$  为

$$P_k = \frac{1}{1 + e^{-\Delta E_k / T}}$$

若  $r \leq P_k$ ,则  $S_1$  为下一状态,否则  $S_2$  为下一状态.

用几个较典型的电路 Schneider, Fulladd, C17 进行实验,其电路描述见表 1 根据不同的接受

概率  $r$  和退火参数  $T$  在 386PC /33 上进行的实验结果见表 2

从实验结果可以看出,不同的参数对不同电路的实验结果有着很大的影响,如何选择恰当的参数还无规律可循,只能尝试确定。

表 1 电路描述

电路名称	信号线数	输入数	输出数	门数	故障数
Schneider	12	4	1	10	24
C17	11	5	2	6	22
Fulladd	10	3	2	7	20

表 2 实验结果

参 数	$r=0.98, T=0.95$		$r=0.98, T=0.85$		$r=0.80, T=0.95$		$r=0.80, T=0.80$	
	平均测 试时间 /s	故 障 诊出率	平均测 试时间 /s	故 障 诊出率	平均测 试时间 /s	故 障 诊出率	平均测 试时间 /s	故 障 诊出率
Schneider	2.23	100%	0.76	100%	1.72	100%	1.18	96%
C17	1.73	100%	0.93	95%	1.25	100%	0.32	100%
Fulladd	3.35	100%	1.16	100%	2.50	100%	0.68	100%

## 4 结 论

基于神经网络的测试生成方法目前能处理的电路规模有限,速度也较慢。但是,这一方法潜在的并行性使其有着巨大的发展潜力。

## 参 考 文 献

- 1 Chakradhar S T, Bushnell M L, Agrawal V D. Automatic test generation using neural networks. Proc ICCAD '88, 1988: 416~ 419
- 2 Fujiwara H. Three-valued neural networks for test generation. Proc-of 20th Fault-Tolerant Computing Symposium, 1990: 64~ 71
- 3 张 中,魏道政.逻辑电路神经网络模型.电子学报, 1993, 8: 77~ 81

## A Test Generation System Based on Neural Networks

Chen Chaoyang    Chen Guangju    Yu Juebang

(Dept. of Automation, Dept. of Opto-Electronic Technology, UEST of China Chengdu 610054)

**Abstract** During the past several years, a neural network approach for test generation problem in combinational circuits is investigated extensively. A test generation system based on combinational circuit's Hopfield neural network models is described in this paper. In the system, the probabilistic relaxation techniques are used to obtain the test vectors. Experimental results confirm the feasibility of this system.

**Key words** test generation; combinational circuit; neural network; probabilistic relaxation