

能量极小化的一种启发式遗传算法¹

陈朝阳 陈光禔* 虞厥邦*

(华中理工大学图象识别与人工智能研究所国家教委开放实验室 武汉 430074)

*(电子科技大学 CAT 研究室 成都 610054)

摘要 Chakradhar et. al(1988, 1990) 将组合电路表示为 Hopfield 神经网络, 将测试生成问题转化为一个组合优化问题。本文在传统遗传算法的基础上, 结合电路的拓扑信息, 提出了一种用于组合电路神经网络模型能量极小化的启发式遗传算法。

关键词 神经网络, 优化, 遗传算法, 测试生成

中图分类号 O224, TN-052

1 引言

Chakradhar et. al^[1,2] 将组合电路表示为一个双向连接的神经元网络, 电路功能由神经元阈值和互连权值得以表达, 对于注入有故障信息的神经网络, 测试矢量对应于该神经网络能量函数的一个全局最小点。如一个注入有故障信息的神经网络由 N 个神经元组成, 其互连矩阵为 T , 阈值向量为 I , 则其能量函数为

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

其中 K 为常数, T_{ij} 为神经元 i 和 j 的连接权值, $T_{ij} = T_{ji}$ 且 $T_{ii} = 0$, V_i 为神经元 i 的状态 (0 或 1), I_i 为神经元 i 的阈值。因此测试生成过程即是对 (1) 式的优化过程, 求得一个状态向量 V , 使得 E 为全局最小, 此时 V 中对应于原始输入的状态即是对应故障的测试矢量。

文献 [1,2] 采用快速梯度下降与模拟退火相结合实行能量极小化, 其中快速梯度下降易陷于局部极小, 而模拟退火的收敛速度较慢, 且与多种参数选择有关。本文以遗传算法^[3,4] 为基础, 结合组合电路神经网络模型的特点, 将拓扑信息应用于初始种群优化和变异操作中, 结合快速梯度下降算法, 提出了一种适用于组合电路神经网络模型能量极小化的启发式遗传算法。

2 启发式信息的获取和运用

将组合电路表示为 Hopfield 神经网络模型, 其电路拓扑所包含的信息对网络能量的极小化有着重要的意义。

2.1 初始种群的选择 初始种群的大小和优劣影响着算法收敛的速度和质量, 这里将拓扑信息应用于初始种群的选择, 使初始种群更多地包含对最优解有用的遗传基因, 提高收敛的速度。

对 (1) 式所描述的神经网络, 如果 N 个神经元中有 M 个为对应于组合电路原始输入的神经元, 设为 V_1, V_2, \dots, V_m , 令向量 $M = (V_1, V_2, \dots, V_m)$, 对 M 个神经元按如下方式取值:

¹ 1996-05-17 收到, 1997-04-09 定稿
国家“八五”攻关项目资助

$$\begin{aligned}
 M &= (1, 1, \dots, 1), & M'_0 &= (0, 0, \dots, 0); \\
 M_1 &= (1, 0, 1, 0, \dots), & M'_1 &= (0, 1, 0, 1, \dots); \\
 M_2 &= (1, 1, 0, 0, 1, 1, \dots), & M'_2 &= (0, 0, 1, 1, 0, 0, \dots); \\
 M_3 &= (1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, \dots), & M'_3 &= (0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, \dots); \\
 &\dots\dots & &\dots\dots \\
 M_{[M/2]} &= (1, 1, \dots, 1, 0, 0, \dots, 0), & M'_{[M/2]} &= (0, 0, \dots, 0, 1, 1, \dots, 1).
 \end{aligned}$$

将上述每一种取值方式代入到组合电路中进行逻辑模拟, 得到其余信号线所对应的神经元状态, 这样就得到了 $2 \cdot [M/2] + 2$ 条染色体作为初始种群。当染色体不足 10 条时, 增加输入模式, 使群体尺寸不低于 10 条染色体。目前, 对种群大小的选择还没有一定的理论原则, 将种群大小与原始输入数相联系, 反映了问题复杂程度的客观现实。

同时, 对于注入故障的数字电路, 通过基于敏化思想的线值确认和前后向蕴含操作可事先确定一部分信号线(神经元)的逻辑状态, 设取确定值的神经元构成集合 Q , 有 q 个神经元, 将其状态值拷贝到种群的每一个染色体, 这样搜索空间从 N 维降到 $N - q$ 维。由于每一条染色体是通过逻辑模拟得到, 绝大部分的神经元状态相容而处于较低的能量状态上, 而且 M 的取值可以使种群在空间中尽量分散, 因此这一种群是一个优良的种群。

2.2 适应值调整 对于组合电路的神经网络模型, 能量极小化是一个最小优化问题, 因此染色体适应值与对应的目标函数(能量函数)值采用如下映射规则:

$$f = \begin{cases} C_{\max} - E, & \text{当 } E < C_{\max}; \\ 0, & \text{其它;} \end{cases}$$

其中 C_{\max} 取初始种群中最大能量值的两倍, 即 $C_{\max} = 2E_{\max}$, E, f 则分别表示同一条染色体的能量函数值和对应的适应值。同时采用线性适应值调整的启发式策略来避免早熟收敛和提高搜索后期的效率。

2.3 快速梯度下降搜索^[2] 遗传算法具有很强的全局搜索能力, 但是其局部搜索能力较弱。因此, 我们在遗传算法中嵌入快速梯度下降搜索来提高局部搜索能力。特别是当群体进入一个全局最小的区域时, 采用快速梯度下降可能立即找到最优解。

2.4 基因变异的启发式控制 在本文介绍的遗传算法中, 繁殖和交叉操作与传统遗传算法一样, 而变异操作则有所不同。在每一次繁殖、交叉操作之后, 选择群体中适应值为大、中、小的三条染色体进行快速梯度下降操作, 如陷于局部极小, 则进行变异操作, 使其跳出局部极小。因此, 对陷于局部极小的染色体实行变异操作的概率为 1, 但是染色体中每位基因变异的概率不是均匀分布, 而是与神经元的相关度相联系。在此, 我们将神经网络连接矩阵 T 中每一行非 0 项数目称为对应神经元的相关度。显然, 一个神经元的相关度越高, 则其状态变化对神经网络的能量影响越大。因此, 相关度大的神经元其变异的概率也大。每次变异选三个基因进行, 以增强算法的爬山能力。

3 启发式遗传算法和实验结果

基于上面的分析, 我们提出了一种启发式遗传算法用于组合电路神经网络模型能量函数的极小化。在算法中采用精英策略(elitist strategy)每一代中最佳成员无条件拷贝入下一代中。算法描述如下:

第一步 按前面提出的方法获得优良的初始种群, 尺寸为 $2 \cdot [M/2] + 2$, 并作为当前代

$$P(0) = \{d_j, j = 1, 2, \dots, (2 \cdot [M/2] + 2)\}, t = 0$$

第二步 如果 $t > T$ (设定的遗传代数), 则结束, 判定对应故障不可测, 否则转第三步;

第三步 计算每条染色体的适应值, 若某适应值为 C_{\max} , 结束, 给出对应故障测试矢量, 否则, 进行适应值调整, 把一条最佳染色体无条件插入下一代 $P(t+1)$;

第四步 根据轮盘选择规则 (Roulette Selection Rule) 从 $P(t)$ 选出两条染色体 d_i, d_j ;

第五步 按交叉概率, 利用标准交叉算子对 d_i, d_j 进行重组, 得到了染色体 d'_i, d'_j , 并插入到 $P(t+1)$;

第六步 如果 $P(t+1)$ 未满足, 转第四步, 否则转第七步;

第七步 从 $P(t+1)$ 中按适应值最大、平均、最小选出三条染色体实行快速梯度下降搜索, 如找到全局最小点, 给出测试矢量, 结束; 否则, 按启发式变异概率实行变异操作, 变异后的染色体放回到 $P(t+1)$;

第八步 $t = t + 1$, 转第二步。

我们利用上述算法在 486/66 上基于我们自行实现的运用神经网络模型的测试生成系统对 Schneider 电路, C17 电路和全加器电路 (Full add) 进行了测试生成。这是三个比较典型的讨论测试问题的小规模电路 (目前运用组合电路神经网络模型解决大规模电路的测试还存在一定困难^[2])。

这里交叉概率设为 0.8, 循环次数设为 100。实验结果如表 1 所示。

表 1 运用启发式遗传算法进行测试生成的实验结果

电路名称	门数	信号线数	输入数	输出数	故障数	平均测试时间 (s)	诊出率 (%)
Schneider	10	12	4	1	24	0.34	100
C17	6	11	5	2	22	0.23	100
Full add	7	10	3	2	20	0.20	100

4 结 论

利用神经网络模型将组合电路的测试生成问题转化为优化问题, 那么寻找好的优化算法就十分重要。实验结果表明, 本文提出的算法是可行的, 而且由于其本身是一个并行算法而更有实际意义。

参 考 文 献

- [1] Chakradhar S T, Bushnell M L, Agrawal V D. Automatic test generation using neural networks. IEEE Int. Conf. on CAD, Santa chara: 1988, 416-419.
- [2] Chakradhar S T, Bushnell M L, Agrawal V D. Toward massively parallel automatic test generation. IEEE Trans. on CAD, 1990, CAD-9(9): 981-994.
- [3] Holland J H. Adaptation in natural and artifical system. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.

- [4] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Reading, Mass: Addison-Wesley, 1989, Chapter 5, 147-214.

A HEURISTIC GENETIC ALGORITHMS FOR ENERGY MINIMIZATION

Chen Chaoyang Chen Guangju* Yu Juebang*

(Institute for Pattern Recognition and AI, HUST, Wuhan 430074)

**(CAT Lab., University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054)*

Abstract Chakradhar, et al(1988, 1990) represent the combinational circuit as a Hopfield neural network and formulate the test generation problem as an optimization problem. In this paper, a heuristic genetic algorithms is proposed based on traditional GA and circuit topology information. The algorithm is used for energy minimization of combinaitonal circuit's neural networks.

Key words Neural network, Optimization, Genetic algorithms, Test generation

陈朝阳：男，1966年生，博士，主要从事测试理论、信号处理和人工神经网络研究。

陈光橘：男，1939年生，教授，博士生导师，主要从事智能化测试理论和应用研究。

虞厥邦：男，1932年生，教授，博士生导师，主要从事非线性电路理论和人工神经网络研究。