

# 基于神经网络的单通道冗余 VLSI/ WSI 阵列重构算法

高 琳<sup>1</sup>, 张军英<sup>1</sup>, 许 进<sup>2</sup>

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071; 2. 华中理工大学控制科学与工程系, 湖北武汉 430074)

**摘 要:** 本文提出了一个基于 Hopfield 网络的单通道冗余 VLSI/ WSI 阵列重构算法, 根据阵列中缺陷单元的分布情况, 构造相应的矛盾图模型, 将阵列的重构问题转化为求矛盾图的独立集且使得独立集的顶点数恰为缺陷单元的个数, 有效地解决了阵列的重构问题. 实验结果表明, 与传统的启发式方法相比, 基于本文所提出的图论模型而采用的神经网络方法是一种简单、快速、高效的算法.

**关键词:** VLSI/ WSI 阵列; 矛盾图; 独立集; Hopfield 网络

**中图分类号:** TP389.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 12-1685-04

## Reconfiguration Algorithm for Redundancy VLSI/ WSI Arrays Using Single-Track Switches Based on Neural Networks

GAO Lin<sup>1</sup>, ZHANG Jun-ying<sup>1</sup>, XU Jin<sup>2</sup>

(1. National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an, Shanxi 710071, China;

2. Department of Control Science and Engineering, HUST, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract:** A neural network approach for redundancy VLSI/ WSI arrays reconfiguration on Hopfield network is proposed on the basis of contradiction graph of fault element. Then the problem of arrays reconfiguration is translated into the independent set of contradiction and the dependent number equals to the number of nonspare faulty PE's. Thus the problem of arrays reconfiguration is solved. The experimental results show that the neural network method based on the graph model is an effective algorithm compared with heuristics algorithm.

**Key words:** VLSI/ WSI array; contradiction graph; independent set; Hopfield network

## 1 引言

随着超大规模集成电路 (VLSI/ WSI) 阵列密度的增加, 制造过程中缺陷出现的可能性随之增加, 低成品率成了一个日益突出的问题; 另外在系统运行中, 这样的阵列结构不能保证所有单元正常运行, 影响了系统的可靠性. 为了解决这些问题, 必须使用容错技术以提高成品率, 改善系统的可靠性. VLSI/ WSI 结构的高度规则性和单元结构允许通过阵列的重构达到容错的目的.

给定一个有缺陷的阵列, 重构的目的是确定怎样替换有缺陷的单元, 使得重构后的阵列恢复正常. 对于这个问题, 目前有冗余单元和降阶两种方法. 在冗余单元法中, 阵列中的单元被分为正常单元和冗余单元, 冗余单元用来替换有缺陷的正常单元, 寻求最佳的冗余单元配置以替换所有的缺陷单元将变成一个非常复杂的问题, 而且证明它是一个 NP-完全问题<sup>[1]</sup>. 冗余单元法阵列的维数是固定的, 一旦冗余单元不能替换所有的缺陷单元, 系统将不可修复. 文[2]给出了基于单通道的神经网络算法, 但必须先使用启发式算法搜索出每

个缺陷单元可能的补偿通道, 然后通过神经网络算法确定整个阵列的布局情况, 没有完全实现算法的智能化. 文[3]根据缺陷单元的分布情况, 构造出一个简化的矛盾图模型, 对简化模型使用启发式算法求解独立集, 模型构造复杂, 特别是在缺陷单元数目多的情况下更是如此, 而且使用的是图论中传统的算法求独立集. 本文对文[3]的矛盾图进行了改进, 不存在因位置的不同而简化模型, 充分利用矛盾图中边的关系进行统一, 然后使用神经网络方法求解矛盾图的独立集且使得独立集的顶点数恰为缺陷单元的个数, 非常有效地解决了阵列的重构问题. 实验结果表明, 基于本文所提出的图论模型而采用的神经网络方法是一种简单、快速、高效的算法.

## 2 概念和模型

### 2.1 阵列网格模型

物理阵列是指含有缺陷单元的阵列, 逻辑阵列是指重构后不含缺陷单元的阵列. 重构的目的使逻辑阵列中的单元尽可能地映射到物理阵列的正常单元上.

物理阵列含有处理单元、两行、两列的冗余单元和开关单

元,下标从  $[0, 0]$  到  $[m + 1, n + 1]$  (不含四个角上的处理单元), 逻辑阵列的下标从  $[1, 1]$  到  $[m, n]$ , 如图 1(b) 所示, 黑色方框为冗余单元, 中间方框为处理单元, 带阴影的方框为有缺陷的处理单元, 小圆圈为开关单元, 并作如下假设<sup>[1]</sup>:

- (1) 缺陷单元能够转化为连接单元;
- (2) 开关单元和连线不含缺陷.

这个假设是合理的, 因为相对于处理单元而言, 开关单元和连线的硬件结构简单.

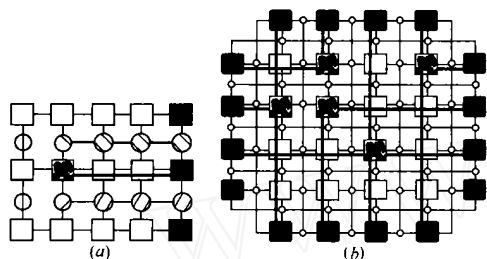


图 1 (a) 缺陷单元及其右补偿通道  
(b) 缺陷阵列中待选的补偿通道

### 2.2 重构理论

所谓阵列的重构就是布局和布线, 布局是指存在一个一一对应的函数使得逻辑阵列的每个单元映射到物理阵列的正常单元上, 布线就是在物理阵列上完成水平和竖直线.

阵列重构方法如下, 如果一个非冗余的处理单元在物理位置  $(x, y)$  处存在缺陷, 它可能被一个位置在  $(x_1, y_1)$  的正常单元替代, 而  $(x_1, y_1)$  又被另一个位置在  $(x_2, y_2)$  的正常单元替代, 如此继续下去, 最后当一个冗余单元被利用时, 替代的过程就终止了, 这个替代过程依物理单元的次序定义了一个补偿通道. 补偿通道必须是直且连续的, 要完成阵列的布局, 每个缺陷单元都必须存在补偿通道且相互之间是独立的, 因为一个处理单元只能替代一个周围的单元. 从上面的分析可以看出, 每条补偿通道都是从缺陷单元开始, 到冗余单元结束.

对于每个非冗余的缺陷单元  $(x, y)$ , 有四个可能的补偿通道, 分别是上、下、左、右, 表示为  $[x^+, y]$ 、 $[x^-, y]$ 、 $[x, y^-]$ 、 $[x, y^+]$ , 例如右补偿通道  $[x, y^+]$  连接单元  $(x, y)$ ,  $(x, y + 1)$ , ...,  $(x, m + 1)$ , 如图 1(a) 所示, 但是当某个补偿通道上存在另一个缺陷单元时, 这条通道不能当作待选的补偿通道, 如图 1(b) 给出了待选的补偿通道及其相应的布线.

为了确定一个给定的缺陷阵列是否可以重构, 有如下的定理:

**重构定理<sup>[3]</sup>:** 给定一个  $(m + 2) \times (n + 2)$  的物理阵列, 如果满足下面的条件, 则可以使用单通道网格重构为一个  $m \times n$  的逻辑阵列:

- (1) 存在一系列连续且直的补偿通道覆盖所有的非冗余缺陷单元;

- (2) 补偿通道之间既不能相交也不能相邻.

所谓相邻是指两个水平的补偿通道  $[x_1, y_1^+]$ 、 $[x_2, y_2^-]$  满足  $|x_1$



图 2 水平方向的相邻关系

$-x_2| = 1$  且  $y_1 < y_2$ , 同理可定义竖直方向的相邻关系. 如果在补偿通道之间有相邻关系发生, 那么使用单通道网格布线是不可能的, 因为这时需要双通道, 如图 2 所示.

### 2.3 图论模型

阵列重构首先要完成布局, 这就相当于对所有的非冗余缺陷单元确定其补偿通道的方向, 这个问题可以转化为图论中著名的求图的独立集问题, 下面讨论根据缺陷单元的分布确定图的模型这个问题.

用  $f$  表示非冗余缺陷单元的数目, 对于每个缺陷单元有四个可能的补偿通道, 因此补偿通道总的可能选择数为  $4^f$ . 确定补偿通道时必须满足: (1) 在补偿通道的方向上不能存在另一个缺陷单元; (2) 补偿通道不能相交; (3) 补偿通道不能相邻. 为满足这些条件定义矛盾图.

**矛盾图:** 给定一个有缺陷的阵列, 矛盾图是一个无向图  $G(V, E)$ , 其中  $V$  是顶点集, 每个顶点表示补偿通道的选择方向,  $E$  是边集. 对于  $u, v \in V$ , 当且仅当  $u$  和  $v$  不能同时存在时,  $u$  和  $v$  之间有边相连,  $u$  和  $v$  不能同时存在的含义是: (1)  $u, v$  来自于同一个缺陷单元; (2)  $u, v$  违反了相交或相邻的条件; (3)  $u, v$  来自于相邻缺陷单元的相邻顶点. 如图 3(a) 是有 4 个缺陷单元的阵列, 其矛盾图如图 3(b) 所示, 含有 4 个子块, 每个子块有 4 个顶点, 在块与块之间的某些顶点上有边相连, 表示不能同时存在的补偿方向. 如果阵列中有  $f$  个缺陷单元, 其相应的矛盾图是一个  $f$  块图.

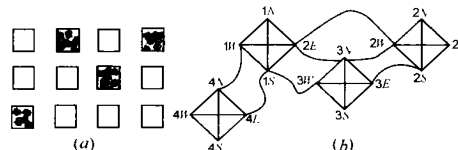


图 3 (a) 有三个缺陷单元的阵列; (b) 相应的矛盾图

给定一个无向图  $G$ ,  $G$  的独立集是  $G$  的一个顶点子集  $S$ ,  $S$  中任意两顶点之间均无边相连.

如果矛盾图的独立集数为  $f$ , 对于一个给定的  $(m + 2) \times (n + 2)$  的单通道物理阵列, 则存在着有效的布线方式, 使得它嵌入到  $m \times n$  的逻辑阵列. 因此, 现在的问题就转化为求矛盾图的独立集且使得独立集数恰好为缺陷单元的个数.

### 3 神经网络模型与算法

用 Hopfield 网络模型求解组合优化问题, 需要把求解的问题映射到网络的输出上, 根据目标函数和约束条件写出能量函数表达式, 使能量函数的最小值对应于问题的最优解, 从而得到网络的连接权值和偏置值. 那么网络动力学方程运行所得到的稳态解就对应于组合优化问题的优化解. 为求解有  $p$  ( $p = 4f$ ) 个顶点的独立集  $S$  且满足  $|S| =$  缺陷单元个数这样的问题, 建立一个有  $p$  个神经元的 Hopfield 网络, 将网络稳态输出记为  $v_{il}$  ( $i = 1, \dots, f, l = 1, \dots, 4$ ), 其含义为:

$$v_{il} = \begin{cases} 1, & \text{若第 } i \text{ 个块中的第 } l \text{ 个顶点被选择} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$$i = 1, \dots, f, l = 1, \dots, 4 \quad (1)$$

其中  $l=1, \dots, 4$  分别表示选择的补偿通道方向为上、下、左、右,将矛盾图中的顶点按照上、下、左、右的顺序统一编号,如果有  $f$  个缺陷单元,则总的顶点个数为  $4f$ ,这样总的结点编号与每个块中编号的关系式为  $4(i-1)+l$ ,表示第  $i$  块中的第  $l$  个顶点其整体编号为  $4(i-1)+l$ ,这样可以方便地表示图的邻接矩阵.

构造的能量函数表示为:

$$E = -\frac{A}{2} \sum_{i=1}^p \sum_{l=1}^4 (v_{il} - 1)^2 + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^p \sum_{l=1}^4 (v_{il} - p)^2 + C \sum_{i=1}^p \sum_{l=1}^4 \sum_{j=1}^p \sum_{m=1}^4 v_{ij} v_{jm} \alpha_{s,t} \quad (2)$$

其中  $s=4(i-1)+l, t=4(j-1)+m$ . 式(2)中的第一项表示对每个缺陷单元只有一条补偿通道的约束,当且仅当每个缺陷单元中只有一条补偿通道时,此项为零,第二项表示对具有  $f$  个缺陷单元的阵列的整体约束,当且仅当有  $f$  个缺陷单元的阵列有  $f$  条补偿通道时,此项为零,第三项为满足独立集的约束条件. 其中  $A, B, C$  为能量函数中约束项的加权系数,由实验确定.

神经元的动态方程由  $\frac{du_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial v_{ij}}$  导出:

$$\begin{cases} \frac{du_{ij}}{dt} = -A \sum_{l=1}^4 (v_{il} - 1) - B \sum_{l=1}^4 (v_{il} - p) - C \sum_{j=1}^p \sum_{l=1}^4 v_{jm} \alpha_{s,t}, \\ i, j=1, \dots, p; l, m=1, \dots, 4; s=4(i-1)+l; t=4(j-1)+m \\ v_{il} = \frac{1}{2} (1 + th \frac{u_{ij}}{dt}), \quad i=1, \dots, p, l=1, \dots, 4 \end{cases} \quad (3)$$

可得网络的连接权和外输入偏置电流为:

$$\begin{aligned} w_{ij,lm} &= -A \delta_{ij} - B \delta_{lm} - C \alpha_{s,t} \\ i, j &= 1, \dots, p, l, m = 1, \dots, 4 \\ I_{il} &= -(A + Bp) \end{aligned} \quad (4)$$

综上所述,本文提出的 VLSI/ WSI 阵列重构算法的主要步骤有:

- (1) 设置  $t=0$ , 选择常数  $A, B, C$ ;
- (2) 读入图  $G$  的邻接矩阵  $\alpha_{s,t}(s=4(i-1)+l; t=4(j-1)+m; i, j=1, \dots, p; l, m=1, \dots, 4)$ ;
- (3) 利用式(4)计算神经元之间的权重和输入偏置;
- (4)  $u_{ij}(t), i=1, \dots, p; l=1, \dots, 4$  的初值在 0 附近随机产生;

(5) 计算  $v_{il}(t), i=1, \dots, p; v_{il} = \frac{1}{2} (1 + th \frac{u_{ij}(t)}{dt})$ ; 为实验参数;

(6) 利用神经元的动态方程计算  $u_{ij}(t), i=1, \dots, p, l=1, \dots, p; u_{ij}(t) = \sum_{l=1}^4 w_{ij,lm} v_{il} + I_{il}$ ;

(7) 根据一阶 Euler 法计算  $u_{ij}(t+1): u_{ij}(t+1) = u_{ij}(t) + u_{ij}(t) \cdot t \cdot dt, (i=1, \dots, m+n)$ ;

(8) 如果系统达到平衡状态,终止程序,否则返回第 5 步.

#### 4 仿真实验与结果

根据上述重构算法,以图 2(b) 所示的缺陷阵列为例进行

了大量的重构实验. 实验选用的参数为  $A=1.5, B=1, C=1, t=0.02, \Delta t=0.02, t=0.05 \sim 0.5, u_{ij}$  的初值取为  $-0.25 \sim +0.25$  中随机分布的随机数,每次迭代前后  $v_{ij}(t)$  的变化小于 0.0001 时认为系统达到稳定状态. 由于 Hopfield 网络的优化算法是一种梯度算法,因而有可能求得能量函数的局部极小,即网络有可能运行至不希望的吸引子或吸引环内,但由于我们所提出的能量函数当且仅当满足重构条件时达到能量函数的最小值 0,因此在网络进入稳定状态之后,通过判断能量函数是否接近于 0 来判断是否是所希望的网络吸引子,若不是,则重新产生  $u_{ij}$  的初值并运行网络,最终使网络进入希望的吸引子,实现阵列的重构. 为了描述网络的收敛与参数的关系,对每组参数 30 次的实验结果列于表 1 中,由表 1 可知,  $A, B, C$  分别选为 1.5, 1, 1 比较合适.

表 1  $A, B, C$  的选择与收敛性的关系

A	B	C	att	rec	aga	exe
1	1	1	0.1845	69.75	5.9	1.8905
1.2	1	1	0.2505	62.15	3.75	1.6443
1	1.2	1	0.3175	75.85	6.05	2.3555
1	1	1.2	0.2643	76.7	3.9	1.481
1.5	1	1	0.1845	73.15	3.55	1.202
1	1.5	1	0.284	71.35	3.85	1.2284
1	1	1.5	0.29	68.65	4.85	2.765
1.75	1	1	0.2255	52.9	4.55	1.2715
1	1.75	1	0.2845	69.3	5.1	2.683
1	1	1.75	0.2805	75.5	4.8	1.6935
2	2	2	0.2905	69.5	4.65	1.4176

$att$ : 网络从进入希望吸引子的吸引域运行至希望吸引子所需要的平均时间;

$rec$ : 网络从进入希望吸引子的吸引域运行至希望吸引子所需要的平均迭代次数;

$aga$ : 网络进入不希望吸引域的平均次数;

$exe$ : 网络找出重构方案所需的平均时间.

实验中,我们发现:(1) 对于相同的阵列规模,在缺陷单元分布确定的情况下,通过多次运行网络,可以得到多种重构方案,例如对于图 2(b) 所示的  $6 \times 6$  具有 5 个缺陷单元的阵列,表 2 列出了其中的 6 种重构方案,图 4(a)、(b) 分别为表 2 中方案 1 和 2 的布线情况. 而在文[3]中,只有一种结果. 但就问题本身的性质而言,就应该有多种重构方式,而该算法恰好反映了这样的情况.(2) 对于相同的阵列规模,即使缺陷单元的个数一定,但它的分布是随机的,这样重构的方式也是不同的,该算法很容易地处理了这种情况.(3) 该算法通用性强,它与阵列的规模无关,只与缺陷单元的分布情况有关. 对于规模为  $12 \times 12, 16 \times 16, 20 \times 20$  的阵列在其缺陷单元数分别为 1%, 5% 的情况下进行了大量的实验,得到了很好的结果.(4) 根据实验中记录的参数可以看到,按式(2) 给出的能量函数和参数设置,网络有很好的收敛性能.(5) 文中  $A, B, C$  三个系数

的选择对于同样的问题,并不敏感,参数的敏感程度只与缺陷单元的多少有关系,而与阵列的规模大小无关.关于参数选择的理论问题的研究也是我们目前正在进行的研究课题.

表 2 图 2(b) 缺陷阵列的部分重构方案

布线方式 缺陷单元 重构方案	缺陷单元 1	缺陷单元 2	缺陷单元 3	缺陷单元 4	缺陷单元 5
方案 1	上	右	上	右	右
方案 2	左	上	下	右	下
方案 3	上	上	左	右	右
方案 4	上	下	下	下	上
方案 5	左	上	下	下	下
方案 6	上	右	下	下	上

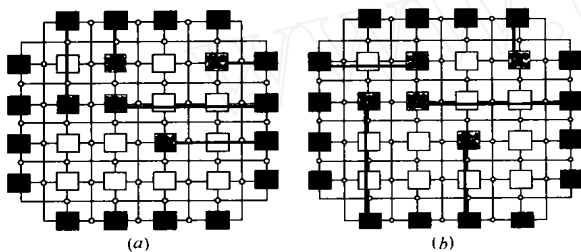


图 4 图 1(b) 缺陷阵列的两种布线方式

#### 参考文献:

[ 1 ] S Y Kuo, W K Fuchs. Efficient spare allocation for reconfigurable arrays [J]. IEEE Design and Test, 1987, 4(2): 24 - 31.

- [ 2 ] Itsuo Takanami. A neural algorithm for reconstructing meshed-connected processor arrays using single-track switches [A]. in Proc. Int. Conf. on Wafer Scale Integration [C], 1995: 101 - 110.
- [ 3 ] S Y Kung, S N Jean, C W Chang. Fault-tolerant array processors using single track switches [J]. IEEE Trans. Comp., 1989, 38(4): 501 - 514.
- [ 4 ] 张军英, 许进, 保铮. 基于 Hopfield 网络的图的最大团、最大独立集算法. 电子科学学刊, Supplement, 1996, 18: 122 - 127.
- [ 5 ] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用 [J]. 复旦大学出版社, 1993.

#### 作者简介:



高琳女, 1964 年 11 月出生于陕西乾县. 1987 年获西安交通大学数学系学士学位, 1990 年获西安电子科技大学数学系硕士学位, 现为西安电子科技大学计算机学院副教授, 该校雷达信号处理国家重点实验室博士生. 感兴趣的研究领域为 DNA 分子生物计算、神经网络、遗传算法及其在组合优化问题中的应用.

张军英女, 1961 年 11 月出生于江苏. 教授、博士. 西安电子科技大学计算机学院教授. 1985 年获西安电子科技大学计算机应用专业硕士学位, 1998 年获信号与信息处理专业博士. 感兴趣的研究领域为神经网络、图像处理及 DNA 计算等.