第13卷 第8期 半 导 体 学 报 Vol. 13, No. 8
1992 年 8 月 CHINESE JOURNAL OF SEMICONDUCTORS Aug., 1992

应用神经网络解决连线总长最短的门阵列布局算法

刘 军 兰家隆 王兆明
(电子科技大学,成都, 610054)

1991 年 4 月 30 日收到,同年 7 月 6 日修改定稿

本文研究了利用神经网络来解决 VLSI 门阵列布局优化问题. 文中首先找出了门阵列布局优化问题与神经网络能量函数之间的映射关系,然后利用对应的神经网络动态特性对问题求解. 由于神经网络的大规模并行计算特性,使该算法从本质上具有并行处理的特点.

EEACC: 7410D

一、引 言

人工神经网络是根据大脑神经生理特性提出的,由大量非线性基本单元广泛连接而成的并行计算系统. 其动态特性具有快速收敛于一稳定平衡点的优点,因此可作为一种高速并行优化算法模型[1-3]. 但是,要把神经网络用于解决工程优化问题目前仍是很困难的,其主要原因是很难找到问题模型与神经网络之间的映射关系. 为此,本文将首先给出门阵列布局模型与神经网络能量函数的映射关系,在此基础上建立神经并行布局算法.

二、映 射 关 系

门阵列布局所要解决的主要问题是尽可能提高母片资源利用率、提高布通率. 要达到这一目的,必须考虑与此相关的许多因素,也就是说,门阵列布局问题实际上是一个多目标优化问题. 在算法的研究中,常常利用一些启发式准则以求尽可能达到上述目的[4]. 本文算法的目标可简述为: 寻求门单元在母片阵列上的最佳安置方式,以使单元间的连线总长最短.

定义门单元间的连接矩阵 $L=[L_{XY}]\in R^{n\times n}$,其中 n 为门单元个数,L_{XY} 表示门X与门Y之间的连接数,当然 $L_{XX}=0$. 因此最小化连线总长可表示为

$$\min \sum_{X,Y} L_{XY}d_{XY}, \tag{1}$$

式中 d_{XY} 为门单元X与门单元Y之间的距离. 若X位于阵列的第 i 行、第 j 列,Y位于第 i' 行、j' 列,那么它们之间的 Manhattan 距离为

$$d_{XY} = |i - i'| + |j - j'|. \tag{2}$$

为用神经网络解决门阵列布局问题，必须首先把该问题的目标函数和限制关系映射为神经网络的能量函数，然后构造网络，网络的动态特性应减小这一能量函数．对于N行M列的门阵列布局问题，可用 $(N \times M)^2$ 个神经元表示门单元的定位情况．设神经元 $n(X,i,j)$ 的输出为 x_{Xij}，那么可用 x_{Xij} 的值表示门单元在阵列中的位置，即如果

$$\begin{cases} x_{Xij} = 1, \\ x_{Xi'j'} = 0, i' = 1,2,\cdots,N, j' = 1,2,\cdots,M, i' \neq i, j' \neq j. \end{cases} \tag{3}$$

那么门单元 x 位于阵列的第 i 行、第 j 列．由这种表示所得到的可行解限制为阵列上的每一个位置只能有一个门单元，即若位置 (i,j) 上已安置 X，$(x_{Xij} = 1)$，那么对其它任意单元 Y，都必须有 $x_{Yij} = 0$；同时每一个门单元必须占据一个位置，即若X占据了位置 (i,j)，$x_{Xij} = 1$，那么对任意 $i' \neq i$，有 $x_{Xi'j} = 0$，对任意 $j' \neq j$，有 $x_{Xij'} = 0$，对任意 $i' \neq i$ 和 $j' \neq j$，还应有 $x_{Xi'j'} = 0$；为保证每一个门单元都已安置，应使所有的

$$x_{Xij}(X = 1,2,\cdots,n, i = 1,2,\cdots,N, j = 1,2,\cdots,M)$$

的总和为单元数 n；若阵列的某一位置 (i',j') 上无单元安置，那么对任意 Y，$Y = 1,2,\cdots,n$，有 $x_{Yi'j'} = 0$．将这些限制关系和目标函数映射为神经网络能量函数 E 得

$$\begin{aligned} E = {} & (A/2) \sum_X \sum_i \sum_j \sum_{i' \neq i} x_{Xij} x_{Xij'} \\ & + (A'/2) \sum_X \sum_i \sum_j \sum_{i' \neq i} x_{Xij} x_{Xi'j} \\ & + (A''/2) \sum_X \sum_i \sum_j \sum_{i' \neq i} \sum_{j' \neq j} x_{Xij} x_{Xi'j'} \\ & + (B/2) \sum_X \sum_i \sum_j \sum_{Y \neq X} x_{Xij} x_{Yij} \\ & + (C/2) \left(\sum_X \sum_i \sum_j x_{Xij} - n \right)^2 \\ & + (D/2) \sum_X \sum_Y \sum_i \sum_j \sum_{i'} \sum_{j'} L_{XY} d_{XY} x_{Xij} x_{Yi'j'}, \end{aligned} \tag{4}$$

式中 d_{XY} 为门单元X与Y之间的距离，可取为 Manhattan 距离 $d_{XY} = |i - i'| + |j - j'|$ 或 Euclid 距离 $d_{XY} = [(i - i')^2 + (j - j')^2]^{1/2}$，$A$、$A'$、$A''$、$B$、$C$、$D$ 为参数．(4)式的前五项对应于门阵列布局的限制条件，最后一项对应于布局优化的目标函数．至此，已将门阵列布局优化模型映射为神经网络能量函数．

三、神经网络布局优化算法

神经网络是具有并行处理能力的网络系统，其动态特性使其能量函数快速减小，收敛于状态空间的一稳定平衡点[2,3]．利用这一特性，可得出以(4)式为能量函数的神经网络，该网络的动态特性使(4)式的能量函数最小化，从而得到神经网络布局优化算法．

对于神经元 $n(X,i,j)$，其输入变量 u_{Xij} 和输出变量 x_{Xij} 之间满足非线性关系

$$x_{Xi}=g(u_{Xi}),\ X=1,\cdots,n,i=1,\cdots,N,j=1,\cdots,M \tag{5}$$

非线性函数 g 为一单调上升的 S 型函数，可取为一归一化双曲正切函数。由(4)式得到神经网络的动态方程为

$$\begin{aligned}du_{Xi}/dt=&-A\sum_{i'\neq i}x_{Xii'}-A'\sum_{i'\neq i}x_{Xi'i}\\&-A''\sum_{i'\neq i}\sum_{j'\neq j}x_{Xi'j'}-B\sum_{Y\neq X}x_{Yij}\\&-C\left(\sum_{Y}\sum_{i'}\sum_{j'}x_{Yi'j'}-n\right)\\&-D\sum_{Y}\sum_{i'}\sum_{j'}L_{XY}d_{XY}x_{Yi'j'}.\end{aligned}$$

$$X=1,2,\cdots,n,i=1,2,\cdots,N,j=1,2,\cdots,M \tag{6}$$

网络的这组动态方程系统使能量函数 E 减小，收敛于能量曲面的极小值点。由此看出，神经网络优化算法实际上是一种并行轨道算法，网络的构造依赖于优化问题与能量函数之间的映射关系。由(4)式可以看出，当能量函数 E 达到最小值时，前五项的限制使得到的解为可行解，而最后一项意味着门单元间的连线总长达到最短。

四、布局例子

利用本文算法对一些布局问题进行了实验。为进行比较和讨论，这里将以文献[4]的布局问题作为例子，图 1 是该文献给出的布局例子的初始解。图 2 给出了该例子门单元之间的连接矩阵 L，若门 X 与门 Y 之间需连线，则 $L_{XY}=L_{YX}=1$，否则 $L_{XY}=L_{YX}=0$。该布局例子的要求是：将门单元 1—30 安置在一个 6×5 的阵列中，使各单元间的连

25	2	3	4	21
6	9	14	19	10
11	8	13	18	15
16	7	12	17	20
5	22	23	24	1
26	27	28	29	30

图 1　布局例子

线总长最短，并假定门单元 26—30 为指定单元，即它们的位置必须分别固定于第 6 行、第 1 至第 5 列上。注意到在本例中没有“空”单元，即阵列上每一个位置都将安置一个门单元；各单元之间的连接仅为单线连接，即 L 中的元素 L_{XY} 只取 0 或 1，0 表示单元 X 与 Y 之间没有连线，1 表示存在连线，且连线数为 1。文献[4]对图 1 例子布局结果连线总长的 Manhattan 距离长度和 Euclid 距离长度分别为 205 和 176.82（取相邻单元的距离为单位长度），其布局结果图见文献[4]。用本文算法，经多次实验，选取参数 $A=A'=A''=10$，$B=10$，$C=8$，$D=6$，随机选取 20 个初始状态，得到的最好结果如图 3 所示，其 Manhattan 连线总长为 201，Euclid 连线总长为 165.58。

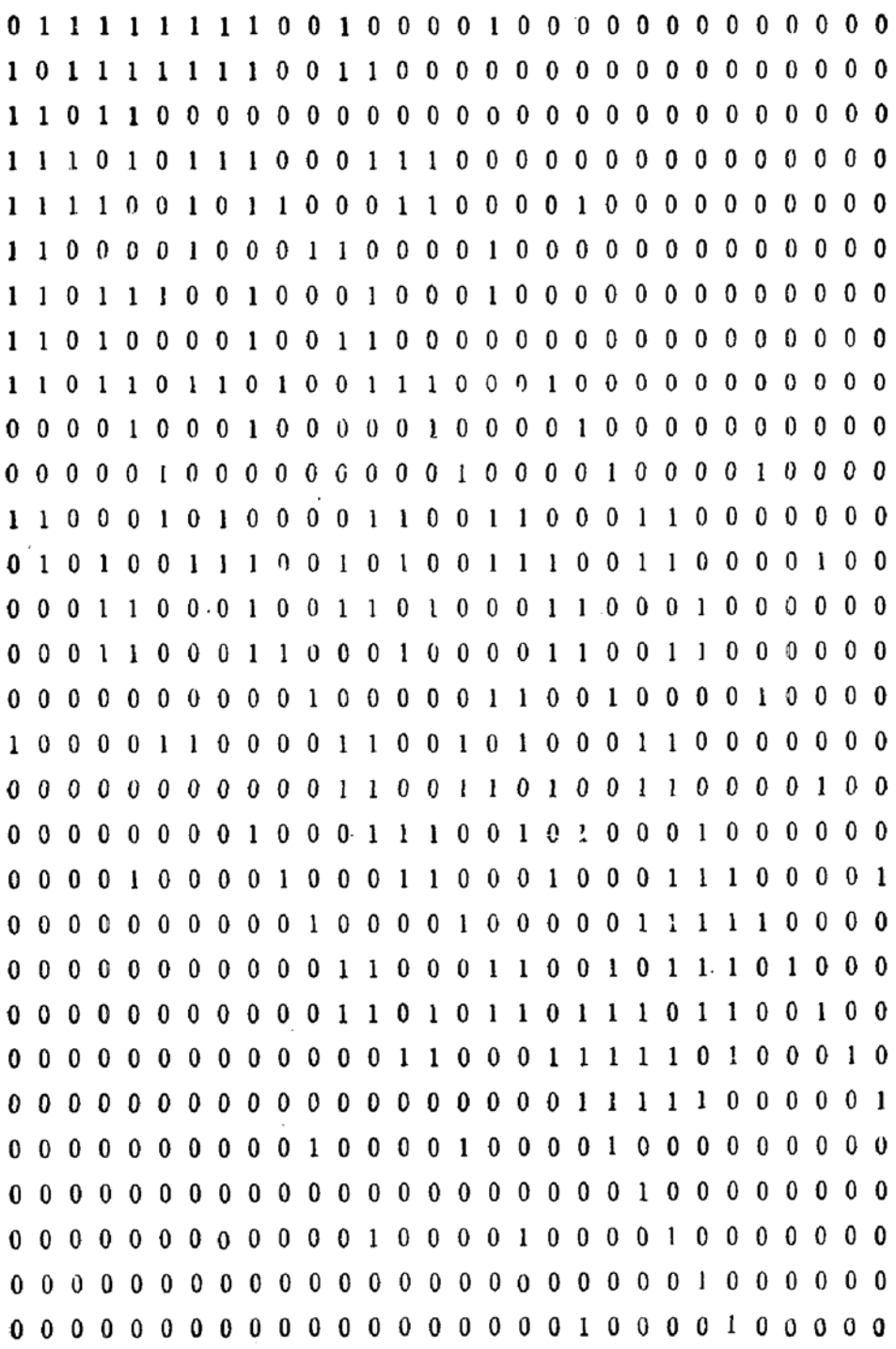

图 2 连接矩阵

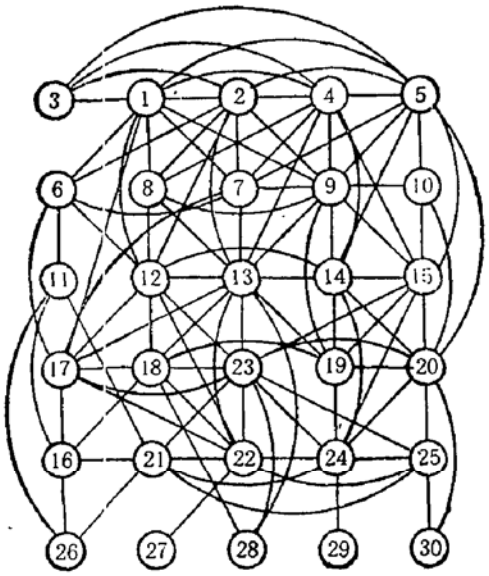

图 3　利用本文算法的布局结果

五、讨论与结语

本文研究并提出了神经网络门阵列布局算法．通过对一些有代表性的门阵列布局问题的实验，表明本文算法是可行和有效的．由于神经网络具有快速并行处理的特性，因而本文算法是一种并行优化算法，这对于布局优化并行算法的研究是有意义的．

用神经网络并行计算特性来解决具体问题的主要困难是找出问题模型与神经网络之间的映射关系，本文对这一问题进行了详细讨论，给出了门阵列布局优化问题与神经网络能量函数的映射关系，从而可构造对应的神经网络来解决问题．但是，映射关系中的参数选取目前还没有满意的解决，本文实验中参数的选取也和其它相关文献一样是由实验确定的．这个问题的存在使得应用神经优化模型来解决规模较大的优化问题目前还存在问题．在实验中我们发现，对于与本文例子规模相当的问题，参数 A、A'、A''、B、C、D 的选取偏差在 30％以内不会影响算法的收敛性；随着问题规模的增大，参数偏差范围也应减小以保证收敛性和优化程度．为保证求出问题的全局最优解，文献[3]、本文及许多其它文献都采用随机选取一定数量初始解的方法，实际上这样做虽较简单但却增加了全局寻优的时间[5,8]，我们在文献[8]中提出了一种解决此问题的算法．

为考查本文算法的优化程度，我们也对模拟退火算法进行过研究并用于解决布局问题[5,6]．模拟退火算法虽能求出优化程度较高的布局结果，但却是以大量运算时间为代价的，其本质仍是一种串行算法．本文算法的优化程度高于文献[4]的算法，接近模拟退火优化算法．下表是对本文例子分别用三种算法求得的优化解的结果比较．

表　1

	文献 [4]	模拟退火	本文算法
Manhattan 距离	205	201	201
Euclid 距离	176.82	165.40	165.58

本文算法的实验是在 Dual68000 和 VAX11/780 上进行的. 实验中把神经网络并行算法改为适合于当今计算机的串行操作来实现的，因而并没有完全反映出算法所具有的快速并行处理特性. 根据并串转换原则，可初略看出本文算法作为一种并行算法，其速度是非常快的. 若能将算法集成为专用芯片，则能使其并行处理特性得以体现. 因此，对神经优化算法的硬件或集成实现将会作为后续研究的一个方面.

致谢 本文第一作者感谢顾德仁教授、刘昌孝副教授对课题的一些建议.

参 考 文 献

[1] J. J. Hopfield, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, **79**, 2554(1982).
[2] J. J. *Hopfield*, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, **81**, 3088(1984).
[3] J. J. Hopfield and D. W. Tank, *Biol. Cybern.*, **52**, 141(1985).
[4] K. J. Antreich, Proc. IEEE Int. Symp. CAS, 481(1982).
[5] 刘 军，电子科技大学博士论文，1990.
[6] 刘 军、顾德仁、兰家隆、王兆明，电子学报，17(5)，121(1989).
[7] 刘 军、顾德仁、王兆明，中国电子学会第九届电路与系统年会论文集，黄山，1990.
[8] 刘 军、顾德仁、刘昌孝，中国神经网络首届学术大会($C^2N^2$90)论文集，北京，1990.

Neural Placement Algorithm for Gate Array

Liu Jun, Lan Jialong and Wang Zhaoming
(University of Electronic Science and Technology, Chengdu, 610054)

Abstract

In this paper, neural network is used to solve the placement problem for gate array. At first, the mapping relation of the gate array placement optimization problem to the energy function of the neural network is found. Then, the dynamic property of this network is used to solve the placement problem. Because of the large-scale parallel computation of the neural network, this algorithm has the parallel processing property.

EEACC:7410*D*