

性能驱动的多层布线有约束分层 及其神经网络求解方法*

胡卫明

(北京大学计算机科学技术研究所文字处理国家重点实验室 北京 100871)

严晓浪

(杭州电子工业学院 CAD 所 杭州 310037)

摘要 介绍了性能驱动多层布线有约束分层的思想,给出了相应的形式化描述,提出了一种神经网络求解算法。算法以通孔最少为优化目标,以通孔能够连接任意两层之间的线段,不同线网的线段不能在同一层上相交和一线网的通孔不能在它所穿过的层上与其它线网相交为约束条件。算法通过换位矩阵把问题映射为神经网络,并建立了问题的能量函数,再用均场退火方程迭代求解。每条线段只能分配到一层上的约束用神经元归一化的方法处理。另外,算法还能够考虑线网的时延关键性,以进一步减少系统时间延迟,而且还可以防止相互串扰的线网分在同一层上。

CCACC: 7410D, 5120

1 引言

由一个金属层和一个多晶硅层组成的双层布线技术在 VLSI 芯片中是很常用的,这种双层布线通孔最小化有约束分层的研究已经很成熟,但是双层布线的有约束分层算法不能直接用到三层或三层以上布线中。三层布线出现后,三层布线的通孔最小化有约束分层问题也得到了研究^[1-4]。随着半导体工艺的发展,已经出现了三层以上的布线技术,例如一种由两个金属层和两个多晶硅层组成的四层技术已经很成熟。布线层数的增多是集成电路工艺发展的重要标志之一。另一方面,集成电路已发展到深亚微米阶段,深亚微米集成电路还要求分层算法能够处理影响芯片性能的时延和串扰等问题,而不能局限于传统的 CVM 问题。因此,性能驱动的多层布线有约束分层是一个有实际意义的研究课题。

本文介绍了性能驱动的多层布线有约束分层问题,并提出了一个神经网络求解算法。算法可以: 1) 使通孔数目最少; 2) 使通孔尽可能产生在关键性较小的线网上,以进一步减少系

* 中国博士后科学基金和国家“九五”重点科技攻关项目资助项目

胡卫明 男, 1968 年出生, 计算机应用专业博士、博士后, 主要从事 IC-CAD、人工神经网络和 GIS 的研究工作

严晓浪 1947 年出生, 博士生导师, 从事 IC-CAD 和设计自动化领域的教学与科研

1998-08-04 收到, 1998-11-19 定稿

统时间延迟; 3) 使通孔能够连接任意两层之间的线段; 4) 不同线网的线段不能在同一层上相交; 5) 一线网的通孔不能在它所穿过的层上与其它线网相交; 6) 可以防止相互串扰的线网分在同一层上 有关性能驱动的多层布线有约束分层问题及其神经网络求解方法, 国内外尚无报道

2 相交图模型

双层布线的线段相交图是一个带权的无向图, 它的顶点对应于相交集, 边对应于连接对, 顶点 i 和顶点 j 之间的边权数等于元素分别属于相交集 i 和相交集 j 的连接对的个数 这种相交图模型只适用于双层布线, 而不适用于多层布线

一个分层前的多层布线图可以用一个多层布线线段相交图来描述 多层布线线段相交图用 $G = (V, E_v, E_c)$ 表示, 其中 V 表示布线图中的线段, 图的边由通孔边 (E_v) 和交叠边 (E_c) 组成 对于两条直接相联的属同一线网的线段, 在 E_v 中就有一条通孔边连接表示这两条线段的顶点 在 E_c 中, 如有一条边连接两个顶点, 就意味着这两个顶点表示的线段相交或重叠 如图 1(a) 是一个简化的四层布线布图实例, 其中有五个线网的六条线段 ($a \sim d, x, y$) 和一个候选通孔 Q , a 和 b 重叠, c 和 d 重叠; 图 1(b) 是它的线段相交图, 其中实线为交叠边, 虚线为通孔边

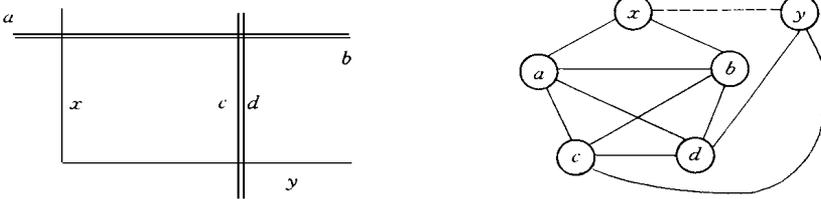


图 1 (a) 布图实例

(b) 线段相交图

本文用相邻矩阵 A 表示组成各线网的线段连接情况, 用交叠矩阵 C 表示不同线网的线段交叠情况 当边 $(i, j) \in E_v$ 时, 矩阵 A 的元素 a_{ij} 等于“1”, 否则等于“0” 当边 $(i, j) \in E_c$ 时, 矩阵 C 的元素 c_{ij} 等于“1”, 否则等于“0”

3 问题描述与通孔可消除性

3.1 问题描述

由于允许通孔连接任意二层之间的线段, 因此分层必须满足: 1) 不同线网的线段不能在同一层上相交或重叠; 2) 一线网的通孔不能在它所穿过的层上与其它线网相交; 3) 不同线网的通孔不能重叠, 如图 2, 一线网的通孔 1 与另一线网的通孔 2 相互重叠 其实, 约束 3) 是多余的, 可以用约束 2) 代替, 因为如果二个通孔重叠, 那么其中一个通孔必定会与另一通孔所属的线网在某一层上相交

如果限制通孔只能连接相邻层之间线段, 即有相邻约束(文献[5]就是这样处理的), 那么约束 2) 也是多余的, 只需考虑不同线网的线段不在同一层上相交或重叠即可 这样, 问题

就容易处理得多。

每一层用一种颜色表示, l 层布线有约束分层问题可以描述为特定的 l 着色问题。在线段相交图上用 l 种颜色对每个顶点进行着色, 要求: 1) 由通孔边连接的两个顶点尽可能着相同的颜色。当一通孔边连接的两个顶点着同一种颜色时, 这个候选通孔就不会成为通孔。2) 由一交叠边连接的两个顶点不能着同一种颜色, 否则, 两个不同线网的线段会在同一层上相交或重叠。3) 如果顶点 i 和顶点 j 由一通孔边相联, 且顶点 k 与顶点 i 和顶点 j 都有交叠边相联(如图 3 所示), 那么顶点 k 就不能着顶点 i 所着颜色和顶点 j 所着颜色中间的任何一种颜色。若顶点 i 所着的颜色为 l_i , 顶点 j 所着的颜色为 l_j , 不妨设 $l_i < l_j$, 那么顶点 k 就不能着颜色 $l_i, l_i + 1, \dots, l_j$ 。实际上, 这就是避免一线网的通孔与另一线网相交的处理方法。

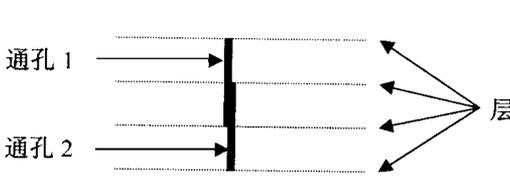


图 2 不同线网的通孔重叠

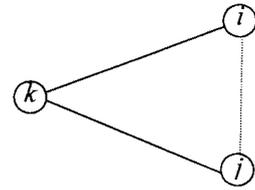


图 3 处理通孔约束 2) 的方法示意

多层布线有约束分层问题可以描述为: 给定一无向图 $G = (V, E_v, E_c)$ 和一个颜色集合 $L = \{1, 2, \dots, l\}$, 要寻求一个优化映射 $\Psi: V \rightarrow L$, 使得

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} f(\Psi(i), \Psi(j)) \quad \min$$

其中

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & x \neq y \\ 0 & x = y \end{cases}$$

并且满足:

C1 约束(不同线网的线段不能在同一层交叠): $\forall (i, j) \in E_c$ 有 $\Psi(i) \neq \Psi(j)$.

C2 约束(一线网的通孔不能与其它线网相交): $\forall i, j, k \in V$, 若 $(i, j) \in E_v, (i, k) \in E_c, (j, k) \in E_c$, 则 $\Psi(k) > \max(\Psi(i), \Psi(j))$ 或 $\Psi(k) < \min(\Psi(i), \Psi(j))$.

在选择通孔时, 如果把线网的关键性也考虑进去, 可以进一步减少系统时间延迟。目标函数可以改为

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{x=1}^l \sum_{y=1}^l a_{ij} \text{Critical}(i) v_{ix} v_{jy}$$

其中 $\text{Critical}(i)$ 是线网 i 的关键值。这样通孔就会尽可能产生在关键性较小的线网上。

串扰(Crossstalk)约束在性能驱动的分层中也是应该考虑的。给定一个对串扰相互敏感的线网集合, 在线段相交图中, 对该集合中不同线网的线段对应的顶点两两用交叠边相联。这可以防止相互干扰的线网分在同一层上。

3.2 多层布线通孔的可消除性

双层布线通孔最小化有约束分层是通过建立线段相交的方法来缩小问题的规模的, 这种方法很有效, 即使对于布线密度很高的问题, 其相交的数目并不大, 且与问题的规模关系不大。遗憾的是, 这种方法并不适用于多层布线问题。多层布线有约束分层可以用判断通孔可消除性的方法来缩小问题的规模。文献[4]将三层 HVH 布线的通孔分为不可消除通孔、绝对可消除通孔和可能可消除通孔三类。这一思想可以推广到多层布线中。

确定了多层布线通孔的可消除性后, 只要尽可能消除可能可消除通孔即可. 本算法应用神经计算的方法来最大限度地消除可能可消除通孔. 在这之前, 需要将线段相交图中由绝对可消除通孔相联的顶点合并成一个顶点, 并将代表琐碎线段的顶点从线段相交图中去掉, 从而缩小线段相交图, 使问题的规模受到一定的限制, 以提高算法的性能

4 神经计算

4.1 神经网络模型

均场退火神经网络的主要特点是: 1) 均场退火既可看作是一种新的神经网络计算模型, 又可视作是对模拟退火的重大改进 2) 均场退火只需要在某个关键温度 T_c 附近实施退火过程, 以达到某个热平衡状态, 就可以得到一个最优解或较好的次优解 因此, 计算时间大为减少, 同时又具有模拟退火相类似的优点 3) 可以用神经元归一化的方法解决行约束问题

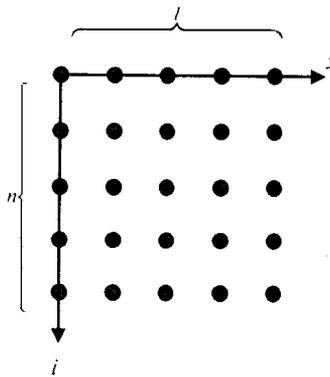


图 4 映射方法

均场退火可由下面三个方程表示: $E = f(V)$; $\Phi = \partial E / \partial v_i = \partial f / \partial v_i$; $v_i = g(\Phi, T)$, 其中 V 是能量函数中的 N 维状态矢量, Φ 为均场, g 是神经元的 I/O 特性函数, T 是温度控制参数

4.2 映射方法

对于 n 个顶点, l 种颜色的着色问题可用 $n \times l$ 阶换位矩阵 $[v_{ix}]_{n \times l}$ 表示, 如图 4 所示 行代表需着色的顶点, 列代表着色种类 换位矩阵是一个值为“0”或“1”的矩阵 一个换位矩阵对应于一种可行的着色方案 该问题需要 $n \times l$ 个神经元, 神经元 (i, x) 的输出 $v_{ix} = 1$ 表示第 i 个顶点应着颜色 x ; $v_{ix} = 0$ 表示顶点 i 不能着颜色 x .

4.3 能量函数

能量函数定义为

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{x=1}^l \sum_{y=1}^l a_{ij} \text{Critical}(i) v_{ix} v_{jy} + \frac{\alpha}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{x=1}^l c_{ij} v_{ix} v_{jx} + \frac{\beta}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^l \sum_{i,j} \sum_{x=1}^l \sum_{y=x}^l \sum_{z=x}^y a_{ij} c_{ik} c_{jk} v_{ix} v_{jy} v_{kz}$$

E 对 v_{ix} 求一次偏导数即得均场:

$$\Phi_{ix} = \sum_j \sum_{i,j} \sum_y a_{ij} \text{Critical}(i) v_{jy} + \frac{\alpha}{2} \sum_j c_{ij} v_{jx} + \frac{\beta}{2} \sum_j \sum_{i,j} \sum_k \sum_{y=x}^l \sum_{z=x}^y a_{ij} c_{ik} c_{jk} v_{jy} v_{kz} \tag{1}$$

说明如下:

1) 第一项为优化目标项, 它最小化通孔总数, 并且使通孔尽可能产生在关键性较小的线网上 若边 $(i, j) \in E_v$ 且顶点 i 和顶点 j 着不同颜色 (即有通孔), 则

$$\sum_{x=1}^l \sum_{y=1}^l a_{ij} \text{Critical}(i) v_{ix} v_{jy} = \text{Critical}(i)$$

否则

$$\sum_{x=1}^l \sum_{y=1}^l a_{ij} \text{Critical}(i) v_{ix} v_{jy} = 0$$

2) 第二项为违背 $C1$ 约束的惩罚项 若由交叠边相连的两个顶点着相同的颜色, 则此项不为零. 也就是说, 表达式 $c_{ij}v_x v_x$ 表示当边 $(i, j) \in E_C$ 时 ($c_{ij} = 0$), 顶点 i 和顶点 j 不能着相同的颜色, 即 v_x 和 v_x 不能同时为“1”

3) 第三项为违背 $C2$ 约束的惩罚项 对于由通孔边相联的顶点 i 和顶点 j , 若顶点 i 着色 x , 顶点 j 着色 y , 并且顶点 k 与顶点 i 和顶点 j 都有交叠边相联, 则顶点 k 就不能着颜色 x 和颜色 y 之间的任何一种颜色, 即顶点 k 就不能着颜色集合 $\{x, x+1, \dots, y\}$ 中的任何一种颜色 (不仿设 $x < y$).

4) 若参数 α 和 β 取较大值, 网络能较快收敛到一可行解, 但解的质量不一定好; 若 α 和 β 取较小值, 网络能求得更好的解, 但要用更长的计算时间为代价. 根据经验, α 和 β 取 2.4 是合适的. 均场退火网络都能求得可行解. Hopfield 网则因极易陷入局部极小点, 而使它在多数情况下求到的是不可行解.

4.4 神经元归一化

由于每个顶点只能着一种颜色, 所以换位矩阵中每行的神经元只有一个为“1”. 在 Hopfield 网络中是通过“柔软”地往能量函数中加惩罚项的方法解决的. 这种办法外加了自由度, 增加了新的对应不可行解的局部极小点, 从而降低了能量函数向前看的能力.

在均场退火网络中, 可以采用神经元归一化的方法来解决这种约束. 神经元的输出状态矢量 v_x 可看作是当顶点 i 在随机平衡扰动中着颜色 x 的概率, 它服从 Boltzmann 分布, 即

$$v_x = \exp(-\phi_x/T) \quad (2)$$

为了获得实际概率, 对神经元的输出 v_x 进行归一化:

$$v_x = \exp(-\phi_x/T) / \sum_{y=1}^l \exp(-\phi_y/T) \quad (3)$$

它保证了每个顶点只能着一种颜色. 在高温条件下, 一个顶点着上各种颜色的概率呈均匀分布; 而在低温时, 顶点向具有较小均值的颜色凝结, 它使整个目标函数最小. 能量函数中的目标项、违背 $C1$ 约束的惩罚项、违背 $C2$ 约束的惩罚项和神经元归一化处理保证了网络能够求解到一个合法解.

4.5 临界温度的确定

欲求临界温度 T_c , 可以认为此时每个顶点对各种颜色的占有概率都为 $1/l$, 对于每一个神经元 (i, x) 有

$$\begin{aligned} v_x^0 &= 1/l, \quad \phi_x = \phi_x(v_x = 1/l) \\ v_x^0 &= \exp(-\phi_x/T_x^0) \\ T_x^0 &= -\phi_x / \ln(v_x^0) = \phi_x / \ln(l) \end{aligned}$$

选择 $T_c = \max_{i,x} \{T_x^0\}$ 作为整个系统的临界温度, 并从该温度开始实施退火过程.

5 算法步骤与实验结果

综上所述, 本文提出的多层布线有约束分层算法的主要步骤有:

步骤 1: 根据已知的布线图, 产生线段相交图, 并计算出相邻矩阵、交叠矩阵等.

步骤 2: 根据各候选通孔的可消除性, 把与绝对可消除通孔相联的线段合并成一条线段, 去掉锁碎线段, 并修改相交图、相邻矩阵、交叠矩阵等.

步骤 3: 随机选取 v_{ix} ($i = 1, 2, \dots, n, x = 1, 2, \dots, l$) 的值, 并进行归一化处理, 即 $v_{ix} = \frac{v_{ix}}{\sum_{y=1}^l v_{iy}}$; $T = T_c$; 计算能量值 E , 并赋给 E_1 .

步骤 4: 随机选择任一顶点 i , 作如下处理: 由(1)式计算 ϕ_i ($x = 1, 2, \dots, l$) 的值; 由(2)式计算 v_{ix} ($x = 1, 2, \dots, l$) 的值; 用(3)式进行神经元归一化处理; 计算 E 值, 并赋给 E_2 .

步骤 5: 计算 E_2 和 E_1 的差并赋给 ΔE ; 如果 ΔE 近似等于 0, 则结束, 否则将 E_2 赋给 E_1 , 再返回步骤 3.

步骤 6: 迭代结束后, 根据神经元输出状态值决定每个顶点应着的颜色

说明三点: 1) 为降低求 ΔE 的时间复杂性, 可用如下方法求 ΔE :

$$\begin{aligned} \Delta E = & \sum_j^n \sum_{i=1}^l \sum_{x=1}^l \sum_y^l a_{ij} \text{Critical}(i) (v_{ix} - v_{ix}) v_{iy} \\ & + \frac{\alpha}{2} \sum_j^n \sum_{i=1}^l \sum_{x=1}^l C_{ij} (v_{ix} - v_{ix}) v_{jx} \\ & + \frac{\beta}{2} \sum_j^n \sum_{i=1}^l \sum_{k=1}^l \sum_{i,j}^l \sum_{x=1}^l \sum_{y=x}^l \sum_{z=x}^y a_{ijk} C_{jk} (v_{ix} - v_{ix}) v_{jy} v_{kz} \end{aligned}$$

其中 v_{ix} 和 v_{ix} 是神经元 (i, x) 的相邻两次输出状态 2) $\Delta E = 0$ 是热平衡条件 3) 均场退火理论证明, 只要在关键温度 T_c 附近实施上述的均场退火过程, 即可使能量函数 E 最小或近似最小

算法的计算主要在神经网络的迭代计算上 由于 $l \ll n$, 所以每次迭代的时间复杂性为 $O(n)$; 为了使网络达到热平衡状态, 需要进行 $O(n)$ 次迭代, 所以本算法的时间复杂性为 $O(n^2)$.

本算法已用 Visual C++ 5.0 编程, 在 Founder 5166 计算机上实现 已发表文献的一些布线例子被用来对本算法进行验证 表 1 列出了几个实例的执行结果 对于三层布线的实例, 本算法的结果要好于文献[2]和文献[4]的启发式三层布线通孔最小分层算法 一个来自文献[7]的五层布线图也作为例子运行, 其结果令人满意

表 1 多层布线有约束分层实验结果

例号	层数	线网数	原通孔数	优化后的通孔数			运行时间/s	例子来源
				文献[2]算法	文献[4]算法	本算法		
1	3	21	57	36	40	34	4.71	文献[6]图 9
2	3	47	107	83	78	75	13.96	文献[6]图 11
3	3	63	150	105	94	93	60.90	文献[6]图 14
4	5	47	62	-	-	50	31.04	文献[7]图 1

6 结束语

本文在多层布线线段相交图的基础上, 给出了以通孔最少为优化目标, 不同线网的线段不能在同一层上相交和不同线网的通孔不能与其它线网相交为约束条件的多层布线有约束分层问题的形式化描述, 并在此基础上, 提出了相应的均场退火求解方法 与限制通孔只能连接相邻两层之间的线段不同, 算法允许通孔连接任意两层线段 算法还能考虑时延和串扰问题

参 考 文 献

- [1] Chang K. C. , Du H. C. , IEEE Trans Comput , 1988, **37**(5): 625~ 632
- [2] Chang K. E. , Jyu H. F. , Feng W. S. , Comput Aided Des 1989, **21**(6): 346~ 354
- [3] Fang S. C. , Chang K. E. , Feng W. S. , Via minimization with associated constraints in three-layer routing problem. Proc of ISCAS, USA , 1990, 1632~ 1635
- [4] Ahn K. , Sahni S. , IEEE Trans CAD, 1993, **12**(2): 273~ 282
- [5] Fang S. C. , Chang K. E. , Feng W. S. *et al* , J. Constrained via minimization with practical considerations for multi-layer VLSI/PCB routing problems Proc of 28th DAC, USA , 1991, 60~ 65
- [6] Chen Y. K. , Liu M. L. , IEEE Trans CAD, 1984, **3**(2): 156~ 163
- [7] Braun D. , Burns J. , Romeo F. *et al* , IEEE Trans CAD, 1988, **7**(6): 698~ 712
- [8] 焦李成, 神经网络计算, 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995, 第二章
- [9] 胡卫明, 等, 半导体学报, 1998, **19**(4): 304~ 310
- [10] Sriram M. , Kang S. M. , Detailed layer assignment for MCM routing Proc of ICCAD, USA , 1992, 386~ 389

Performance-Driven Constrained Layer Assignment in Multi-Layer Routing Using Neural Network

Hu Weiming

*(National Key Laboratory of Text Processing, Institute of Computer Science and Technology,
Peking University, Beijing 100871)*

Yan Xiaolang

(CAD Center, Hangzhou Institute of Electronics Engineering, Hangzhou 310037)

Received 4 August 1998, revised manuscript received 19 November 1998

Abstract The idea and the formal description of performance-driven constrained layer assignment in multi-layer routing are introduced, and a mean field annealing neural network approach is adopted in the problem. In the algorithm, the number of vias is minimized, while vias can connect wire segments in any different layers, and the wire segments and vias of one net do not cross or overlap the wire segments and vias of the others. Based on a permutation matrix, the problem is mapped to the neural network, and the energy function of the problem is presented, and then the iteration procedure is put into practice with the mean annealing equation. Normalization of neurons proves that one wire segment can only be assigned to one layer. In addition, timing delay can be further reduced by taking net criticality into account, and interfering nets can be prevented from being placed on the same layer.