

一种定性控制的电路布局优化方法

李王辉, 白钢华

(鹤壁职业技术学院 电子信息工程系, 河南 鹤壁 458030)

摘 要: 以总线长为优化目标的优化方法是电路布局优化的重要分支, 模拟退火是常用的迭代优化方法. 关注优化过程中布局的定性表现, 提出一种定性控制的线长优化方案. 云模型是一种定性定量转换模型, 使用二维云模型可以对元件的布局位置进行建模. 迭代过程中, 制定布局收缩、布局扩展和布局重置三种策略, 通过调整云模型的熵和超熵达到定性控制的目的. 使用标准测试电路与模拟退火方法相比, 本问题提出的方法能获得更好的优化效果.

关键词: 布局算法; 优化算法; 定性控制; 二维云模型

中图分类号: TN432; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)07-0133-04

A Novel Placement Algorithm Based on Qualitative Control Strategy

LI Wang-hui, BAI Gang-hua

(School of Electronic Information Engineering, Hebi College of Vocation and Technology, Hebi 458030, China)

Abstract: Wire length driven placement algorithms is an important branch of the circuit layout optimization. And simulated annealing is the commonly used iterative optimization method. This work focuses on the qualitative performance in the optimizing process and presents a qualitative controlled optimization algorithm. Cloud model is a qualitative and quantitative transformation model. In this paper, we use two-dimensional cloud model to model the component layout. We defined three control strategies which are contraction layout, extension layout and layout reset by adjusting the entropy and hyper entropy of the cloud model. Experiments show that this approach is a little better than the simulated annealing algorithm on four standard testing circuit.

Key words: placement algorithm; optimization algorithm; qualitative control; two-dimensional cloud model

1 引言

大规模电路设计过程中, 需要在给定区域内放置规定数量的电子元件, 保证元件的可连通和不重叠. 可以采用自动化手段辅助电路的设计, 优化电路布局. 常见的布局方案有基于线长的布局优化^[1]、考虑时延的布局优化^[2]和考虑发热量的布局优化^[3]. 基于线长的布局优化因为其思路简单, 实际布局效果良好等因素得到广泛的应用. 常见的基于线长最短的布局优化手段可以分为直接布局和迭代布局两类, 前者以划分法^[4]为代表, 后者则使用遗传算法进行逐步布局调整.

模拟退火算法在电路布局优化方面得到了广泛的应用^[1,5]. 为了保证获得比较优的解, 该算法往往

采取慢降温、多抽样等方式, 导致算法过程随机化且时间复杂度高, 且易于陷入局部极致而导致不能发现更加优秀的全局优化方案. 本文提出一种新的基于定性控制的布局优化方法, 能获得更好的优化效果.

2 元件位置云表示

2.1 云模型概念

云模型是一定性定量转换模型, 其核心作用是将定性概念与定量数据之间进行模型映射, 构建不确定性控制系统. 云模型的定义为^[6]:

设 U 是一个用精确数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念, 若定量值 $x \in U$, 且 x 是定性概念 C 的一次随机实现, x 对定性概念 C 的确定度

$\mu(x) \in [0,1]$ 是有稳定倾向的随机数:

$$\mu: U \rightarrow [0,1], \forall x \in U, x \rightarrow \mu(x) \quad (1)$$

则 x 在论域上的分布称为云, 每一个 x 称为一个云滴。

对于一个给定的云模型, 使用期望 (Ex), 熵 (En) 和超熵 (He) 来表示一个定性概念. 可以将云模型表式为 $Cloud(Ex, En, He)$.

期望 Ex 代表云滴 x 论域空间 U 上分布的期望, 亦即最能够代表定性概念的数据取值, 反映了这个概念的云滴群体的重心。

熵 En 是对定性概念不确定性的度量, 概念的不确定性由概念的随机性和模糊性共同决定, 熵揭示了模糊性和随机性的关联性, 反映了概念外延的离散程度和模糊程度. 对于随机性, En 反映了能够代表这个定性概念的云滴的离散程度; 同时 En 又是定性概念模糊性的度量, 反映了论域空间中可被概念接受的云滴的取值范围。

超熵 He 是熵的不确定性的度量, 反映了二阶不确定性, 是对熵反映的不确定性的再控制. 从概念表示的角度, 可以使用无穷阶的超熵来表示概念的不确定性, 但考虑表达与计算的可行性与概念表示的必要性, 往往仅采用一阶超熵进行概念表示。

作为知识表示模型, 根据知识的实际分布特点, 云模型可以推广至所有的分布形态. 考虑正态分布的普适性, 最为常用的是正态云模型^[7]. 对于给定的概念数字特征 (Ex, En, He), 可以通过正态云算法产生云滴, 获取概念的拟正态分布形态, 算法如下:

算法 1 正态云生成算法

输入: 定性概念的数字特征向量 (Ex, En, He), 云滴个数 N ;

输出: N 个定量云滴 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$;

begin

for $i = 1:N$ do

$En_n = NORM(En, He)$;

$x_i = NORM(Ex, En_n)$;

$y_i = \exp(-(x_i - Ex)^2 / 2En_n^2)$;

endfor;

end

算法 1 中, $NORM(a, b)$ 表示生产以 a 为期望, b 为方差的正态随机数. 通过计算机模拟, 可以刻画出概念“青年人”的云模型分布状态, 如果将“青年人”定性表示为 $(28, 4, 0.4)$, 则其对应的云滴分布如图 1 所示。

2.2 元件位置建模

本文将电子元件在电路板上的位置坐标视为一

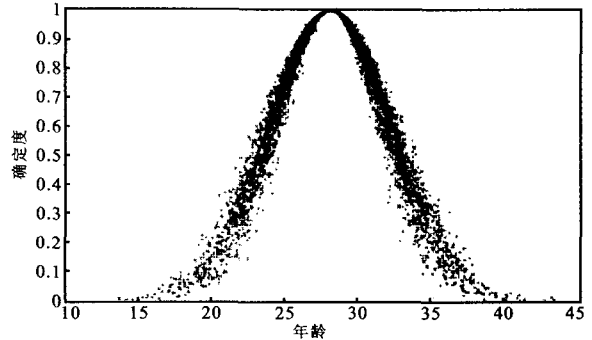


图 1 青年人 $(28, 4, 0.4)$ 的云表示

种布线知识, 将元件的坐标 (x_1, x_2) 用云模型进行建模. 使用正态云发生算法处理元件位置坐标时, 可以将其推广到二维空间, 构建二维正态云模型生产算法。

算法 2 二维正态云生成算法

输入: 元件位置向量 ($Ex_1, Ex_2, En_1, En_2, He_1, He_2$), 云滴个数 N ;

输出: N 个可能的元件在电路板上的坐标分布点取值 $\{(x_{11}, x_{21}, y_1), (x_{21}, x_{22}, y_2), \dots, (x_{n1}, x_{n2}, y_n)\}$;

begin

for $i = 1:N$ do

$En_{n1} = NORM(En_1, He_1)$;

$En_{n2} = NORM(En_2, He_2)$;

$x_{1i} = NORM(Ex_1, En_{n1})$;

$x_{2i} = NORM(Ex_2, En_{n2})$;

$y_i = \exp(-(x_{1i} - Ex_1)^2 / 2En_{n1}^2 - (x_{2i} - Ex_2)^2 / 2En_{n2}^2)$;

endfor;

end

设电子元件 A 可能的分布坐标位于电路板的 $(100, 100)$ 周围区域, 且纵横双向的分布跨度均为 30, 若取超熵为 0.5, 其中, 使用 100 表示其分布的期望值, 由于跨度为双方向, 则半径为 15, 对于正态分布的概念, 其绝大多数可能取值均处于 $\sigma/3$ 之内, 故取纵横向的熵均为 5. 此时, 元件 A 的位置可以建模为二维正态云模型 $Pos_A(100, 100, 5, 5, 0.5, 0.5)$, 其仿真效果如图 2 所示. 可见, 越靠近期望 $(100, 100)$ 的云滴, 其确定度越大, 代表其对分布知识的贡献程度越高。

进行布局优化之前, 首先需要根据集成电路的可布线区域尺寸生成初始化元件位置. 若集成电路板卡为矩形区域, 其长度与宽度分别使用 a, b 表示, 对于 N 个待放置的元件, 应该尽量使其均匀分布在电路板表面, 为方便计算, 设元器件占用的区域为正方形区域, 则正方形边长为

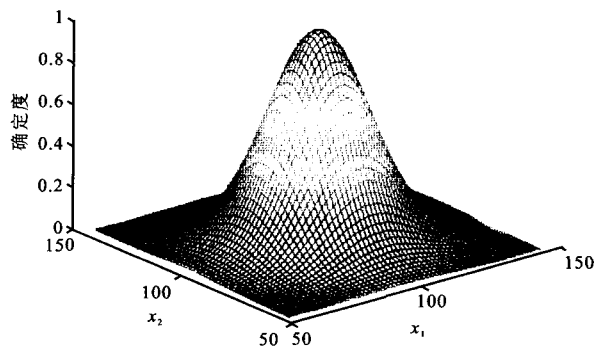


图 2 元件 A 的二维云表示

$$R = \sqrt{a * b / N} \quad (2)$$

对于含有 $A \{A_1, A_2, A_3, \dots, A_N\}$ 个电子元器件的电路板卡层次,其第 i 个元件 A_i 的坐标用 (x_i, y_i) 表示,则可以将电子元件的坐标初始化为

$$\begin{cases} x_i = (i \operatorname{div} (a \operatorname{div} R) + 0.5) * R \\ y_i = (i \operatorname{mod} (a \operatorname{div} R) - 0.5) * R \end{cases} \quad (3)$$

式中,div 表示取值除法,mod 表示取余除法.此过程中,并未考虑电子元件的特性(大小、发热等),将所有元件统一对待进行均匀随机初始化.考虑使二维云模型建模的必要性,元器件位置的期望取对应的坐标 (x_i, y_i) ,两个元器件之间的距离为 R ,初始化时,并不确定熵和超熵的大小,因此,熵和超熵依旧依据均匀原则初始化.考虑正态分布的特性:绝大多数的样本分布在区间 $[\mu - 3\sigma^2, \mu + 3\sigma^2]$ 之内,故取熵 En 的初始值为 $R/6$.超熵是熵的不确定度度量,往往较熵小一个数量级,故取超熵的初始值为 $R/60$.

3 定性控制的迭代布局优化方法

3.1 线长度量

迭代布局优化方案中,需要判定当前布局方案的优劣,从而决定是否进行继续迭代并指导后继布局方案的演化方向.因此,首先应该确定线长度量的方法,以判定当前布局的合理程度.

最简单的布局线长度量方法是通过元件之间的曼哈顿距离度量线长,若两点的电路板坐标为 (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) ,则记 $d = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$,使用 Manhattan 距离衡量布线线长最为简单,但其精确程度与实际布线结果差距太大,故可以采用线网度量方法近似逼近实际布线的长度.常用的布线网线长度量方法有如下三种^[4]:图 3(a)示意了完全布线度量方法,将每个输入端(矩形)和输出端(圆形)之间完全两两连接;图 3(b)仅仅连接每个输入端和输出端,构建元件之间的最小连接图;图 3(c)

是一种误差较大的方法,构建元件群组之间最大的连接边界,计算边框的长度以预计实际布线的长度.本文中,选择最小连接方法度量元件之间的总线长,选择此方法的依据有二:其一,最小连接图方法较完全布线图计算量小,可以降低迭代过程的开销,且较边界框方法更加精细;其二,本文提出的迭代布局优化方法基于各元件之间位置变化来度量总线长,故考虑所有元件之间的连接能够最为直接的反映布局的优劣,边界框方法并未考虑所有连接.基于以上原因,本文选用最小连接图方法度量布局线长.

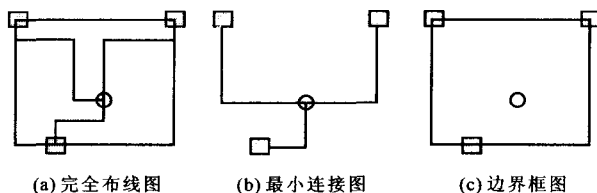


图 3 布线网长度度量方法

3.2 定性控制策略

二维云模型中,期望是云分布的核心,熵和超熵是控制云分布形态的关键调节参数,本文依据云模型的数字特征,通过调节期望、熵和超熵的大小改变元件布局位置,而改变过程可以依据如下的定性控制原则.

布局收缩策略:当前布局的总线长若小于上次布局的总线长,则收缩布局,具体为:对于元件 A_i ,以其最优的布局核心为期望,以上轮迭代的熵的 $1/2$ 和超熵的 $1/2$ 为新的熵和超熵,构建部件的二维云表示.而后,以新的云数字特征生成下一轮迭代的云滴.布局收缩的前提是当前迭代中,元件位置附近存在更加合理布局点,此时已更加合理的布局点为中心(期望),同时缩小熵和超熵,降低云滴的分布半径和离散程度,达到更加精确的查找可能的布局点的目的.

布局扩张策略:迭代过程中,若连续 n_1 迭代仍旧不能够出现更好的布局方案,此时可以直接放弃迭代历史中的优秀方案,重新随机布局.然而,对历史记录的放弃会增加算法的迭代周期消耗,因此,可以采用局部扩张策略,以当前较为优秀的布局点位期望,增大熵为 $R/6$,同时扩大超熵为 $R/6$,回复算法的初始状态,而达到以历史优秀布局为基础,局部扩大范围寻找合理布局的目的.

布局重置策略:在规定的迭代数之内,若经过 n_2 次布局扩张仍旧未能发现更加合理的布局方案,则可以重置布局,调整元器件顺序,重新布局,通过新的迭代周期生成新的初始状态,进而重复布局

收缩策略和布局扩展策略,寻找可能的优秀布局方案.

3.3 算法流程

基于二维云模型的位置建模方法,应用上文所述的定性迭代控制策略,可以构建一种新的以优化线长为目标的布局优化方案.其基本流程如图 4 所示.其核心思路可以分为四个步骤:

(1) 初始化过程:依据 2.2 节中的论述,进行板卡区域划分,并初始化各元件的位置;

(2) 布局生成:依据正向云生成算法,对每个元件产生 N 个云滴,并一次选取各元件,构建可能的布局;

(3) 冲突检测:主要检测是否存在元件位置重叠,元件位置不能够超出板卡的布局范围,并且满足特定板卡布局的其它约束条件;

(4) 布局评价与迭代:应用 3.2 节的三种定性控制策略,通过调成二维云的熵和超熵,重复迭代实验,生成更多可能的布局位置,使布局方案得以优化.

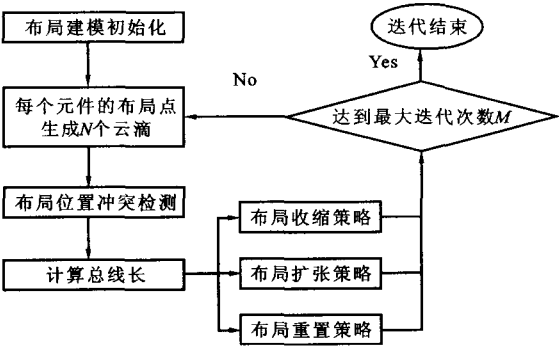


图 4 布局优化流程

算法流程中,参数取值为 $n_1=3, n_2=3$,迭代总次数 $M=500$,布局生成过程中的云滴个数 $N=200$.另外需要说明,应用二维云模型进行元件布局位置生成时,产生的位置会是离散化的浮点数,这与板卡上实际可以放置元件的位置(整数表示)不同,故采用向零取取整的方式处理云滴数据,一方面符合实际、便于计算,另一方面也降低了位置重叠云滴的计算复杂度.

4 实验与对比

研究者测试特定布局优化方案时,通常采用统一的数据基础,MCNC 数据集是常用的测试数据之一,可以从 <http://vlsicad.cs.binghamton.edu/benchmcnc.html> 上获取 MCNC 数据集的全部测试数据,本文选用其中的四个典型测试电路,分别为

Fract、Primary1、Primary2 和 Struct,其基本组成信息如表 1 所示.

表 1 测试电路数据信息表

Data	Nets	Pins	Nodes	Terms	Rows
Fract	163	478	149	24	6
Primary1	904	2 941	833	81	16
Primary2	3 029	11 226	3 014	107	28
Struct	1 920	5 471	1 952	64	20

本文选用 TimberWolf^[4] 作为比较对象.在 TimberWolf7.0 布局工具中,采用了模拟退火方法进行布局优化,与本文提出的方法类似,TimberWolf 也是一个迭代优化过程,实验结果如表 2 所示,对于 Primary1 测试电路,本文方法的改进最大,较对比算法达到了 14.46% 的优化率,算法总体优化效果明显,四个测试电路上平均优化率为 7.395%.

表 2 本文算法与 TimberWolf 对比

Data	TimberWolf	本文方法	改进/%
Fract	0.032	0.029	9.38
Primary1	0.83	0.71	14.46
Primary2	3.53	3.527	0
Struct	0.383	0.361	5.74
Mean			7.395

5 结束语

基于线长的电路板布局优化是一种常见的布局优化设计方法,本文提出一种基于定性控制策略的迭代方法,首先采用二维云模型进行电子元件位置建模,根据当前迭代的总线长与上代进行比较,决定对二维云模型的控制方法:如果趋向于更优秀的布局,则缩减熵和超熵;如果不能够获取更优秀的布局,则扩大云滴的覆盖范围.较传统的模拟退火迭代方案,该方法能够取得更好的总线长优化结果.

参考文献:

[1] 王乃龙,戴宏宇,周润德.用模拟退火算法实现集成电路热布局优化[J]. 半导体学报,2003,24(4):203-208.
[2] 乔长阁. LSI/VLSI CAD 系统的开发与实现[D]. 北京:北京邮电大学,1990.
[3] 刘文广,吴凡.基于 APDL 的 PCB 元件布局优化[J]. 电子工艺技术,2009,30(3):151-153.
[4] Mehmet Can Yildiz, Patrick H. Madden. Global objectives for standard cell placement[C]// Proceedings of the 11th Great Lakes symposium on VLSI. Boston, 2001:68-72.

(下转第 140 页)

遗传算法的参数设置为:群体大小 = 100,交叉概率 $p_c = 0.7$,变异概率 $p_m = 0.03$,终止迭代次数为 100. 车辆早上 8 点从配送中心出发,最大运输距离不超过 100km. 在 Pentium R 4 CPU 2.00 GHz 机器上计算,耗时 21 s,求出满足条件的最佳车辆调度计划见表 3^[9-10].

表 3 最佳调度情况表

运行线路	总装载量/kg	运行总里程/km
0-3-8-2-0	7 080	92.5
0-5-4-0	6 800	99
0-6-7-1-0	5 700	96

表 3 显示在有时间约束的条件下,同时给定一个合适的车辆行驶最大距离可以找到最佳调度方案,最大距离的设定与车辆类型等有关.

6 结束语

文中针对连锁企业各连锁点对送货时间有限制,企业运输成本不能太高的要求,改进遗传算法以适应连锁企业的需求,在满足合适的送达时间的情况下,又将车辆运送成本控制在一定范围内.实践证明,该算法用在小规模连锁企业效果较好,对于大型连锁企业的配送尚需作进一步研究和实践.

参考文献:

[1] 严峻. 基于 XML 的连锁企业物流配送信息系统研究与

实现[D]. 西安:西安理工大学,2004.

[2] 陈火根,丁红岗,程耀东. 物流配送中心车辆调度模型与遗传算法设计[J]. 浙江大学学报:工学版,2003,37(5): 512.

[3] 唐坤. 车辆路径问题中的遗传算法设计[J]. 东华大学学报:自然科学版,2002,28(1):66-70.

[4] 井祥鹤. 陆路物流物资配载及输送路径优化问题的模型与算法[D]. 南京:南京理工大学,2007.

[5] 柳林,朱建荣. 基于遗传算法的物流配送路径优化问题的研究[J]. 计算机工程与应用,2005(27):227.

[6] 廖良才,王栋,周峰. 基于混合遗传算法的物流配送车辆调度优化问题求解方法[J]. 系统工程,2008,176(8): 27.

[7] 余玥,胡宏智. 基于改进遗传算法的物流配送路径求解[J]. 计算机技术与发展,2009,19(3):52.

[8] Ho W K. Ahybrid search algorithm for the vehicle routing problem with time windows[J]. International Journal on Artificial Intelligence Tools,2001,10(3):431-449.

[9] 柳林,朱建荣. 基于遗传算法的物流配送路径优化问题的研究[J]. 计算机工程与应用,2005(27):227-229.

[10] 张翠军,张敬敬,王占锋. 基于车辆路径问题的蚁群遗传融合优化算法[J]. 计算机工程与应用,2008,44(4):233-235.

作者简介:

李晓波 女,(1971-),硕士,讲师.研究方向为智能算法、软件工程.

(上接第 136 页)

[5] 徐正,吉村猛. 用于大规模集成电路的多级布局规划设计[J]. 电子测量技术,2009,32(5):47-49.

[6] 梁俊斌,苏德富. 基于二维云模型的网格服务可靠性评价[J]. 微电子学与计算机,2005,22(2):77-80.

[7] 高键,李众. 一维云模型映射器设计及其应用研究[J]. 系统仿真学报,2006,18(7):1861-1865.

作者简介:

李王辉 女,(1977-),硕士,讲师.研究方向为电子技术及电子线路设计与制板.

白钢华 男,(1975-),讲师,工程师.研究方向为计算机科学技术、网络工程.