

求解 VLSI 电路划分问题的混合粒子群优化算法*

郭文忠¹, 陈国龙^{1,2+}, XIONG Naixue³, 彭少君¹

¹(福州大学 数学与计算机科学学院, 福建 福州 350108)

²(离散数学及其应用教育部重点实验室, 福建 福州 350003)

³(Department of Computer Science, Georgia State University, Georgia 30303, USA)

Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm for VLSI Circuit Partitioning

GUO Wen-Zhong¹, CHEN Guo-Long^{1,2+}, XIONG Naixue³, PENG Shao-Jun¹

¹(College of Mathematics and Computer Sciences, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

²(Key Laboratory of Discrete Mathematics with Applications of the Ministry of Education, Fuzhou 350003, China)

³(Department of Computer Science, Georgia State University, Georgia 30303, USA)

+ Corresponding author: E-mail: fzucgl@163.com, http://www.fzu.edu.cn

Guo WZ, Chen GL, Xiong NX, Peng SJ. Hybrid particle swarm optimization algorithm for VLSI circuit partitioning. Journal of Software, 2011, 22(5): 833-842. http://www.jos.org.cn/1000-9825/3980.htm

Abstract: Circuit partitioning is an important part of any very large scale integration (VLSI) physical design automation, but it is a NP-hard combinatorial optimization problem. In this paper, a hybrid particle swarm optimization algorithm with FM strategy is proposed to approach this problem. Inspired by the mechanism of genetic algorithm (GA), two-point crossover and random two-point exchange mutation operators have been designed to avoid generating infeasible solutions. To improve the ability of local exploration, FM strategy is applied to the proposed algorithm to update its position. A mutation strategy is also built into the proposed algorithm to achieve better diversity and break away from local optima. Experiments on ISCAS89 benchmark circuits show that the proposed algorithm is efficient.

Key words: circuit partitioning; min cut; particle swarm optimization; very large scale integration circuit

摘要: 电路划分是 VLSI 物理设计过程中的一个关键阶段, 该问题本质上是一个 NP 困难的组合优化问题。针对该问题, 提出了一种带 FM 策略的混合粒子群优化算法。引入遗传算法的两点交叉算子和随机两点交换变异算子, 保证了粒子在位置更新后依然可行; 为了提高算法的局部搜索能力, 将具有较强局部搜索能力的 FM 策略融入算法的位置更新; 设计了种群多样性变异策略, 提高了种群多样性, 避免了易陷入局部最优的缺陷。对 ISCAS89 标准测试电路的仿真实验结果表明, 所构造的算法是有效的。

关键词: 电路划分; 最小割; 粒子群优化; 超大规模集成电路

中图法分类号: TP301 文献标识码: A

* 基金项目: 国家自然科学基金(10871221, 61070020); 国家重点基础研究发展计划(973)(2006CB805904, 2011CB808000); 福建省自然科学基金(A0820002, 2009J01284); 福建省科技创新平台计划(2009J1007)

收稿时间: 2010-06-30; 修改时间: 2010-11-16; 定稿时间: 2011-01-06

超大规模集成电路(very large scale integration,简称 VLSI)物理设计是集成电路研制与生产的主要环节之一,其中涉及到大量的图论和组合优化的模型与算法,这些理论和算法是集成电路设计自动化技术的核心技术.随着集成电路系统规模的不断扩大,问题空间维数随之剧增,现有 EDA 工具难以应付复杂度呈指数增长的诸多 VLSI 设计难题,而传统的优化算法很难适应集成电路的发展需要,要么面临计算量爆炸,要么易陷入局部极值,无法接近全局最优解.电路划分是 VLSI 物理设计中的第 1 个环节,由于需要布局的电路太大,且输入、输出引脚数目受到芯片封装工艺的限制,加上存储空间和设计工具的局限性,行之有效的方法是采用分而治之的策略,在不改变原来电路单元间连线关系的情况下,将这些逻辑门和标准单元分成两个或多个子集,以缩小处理问题的规模,降低超大规模集成电路设计的复杂性,提高时延性能,并增强划分电路的可读性.电路划分问题中最为重要且最基本的是以最小化切割线网数为目标,以子集大小平衡为约束的二划分问题,它已被证明是 NP 困难的组合优化问题^[1],故要找到较好的划分解是一项复杂困难的工作.

粒子群优化(particle swarm optimization,简称 PSO)算法是由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士于 1995 提出出来的一种新的群智能优化算法^[2],与其他进化算法相比,其最吸引人的特征是简单实现和更强的全局优化能力.自 PSO 算法提出之后,引起了众多学者的极大关注,在短短几年内形成了一个研究热点并出现了大量的研究成果,大量实验结果也表明了 PSO 算法确实是一种有力的优化工具.为了有效地解决 VLSI 电路划分中的二划分问题,本文构造了一种带 FM 策略的混合粒子群优化算法.该算法采用基于遗传操作的离散粒子群优化(discrete particle swarm optimization,简称 DPSO)算法中的粒子位置更新机理对电路划分问题的粒子位置进行更新,引入两点交叉算子和随机两点交换变异算子以保证解的可行性,将具有较强局部搜索能力的 FM 策略融入粒子位置更新之后,以提高算法的局部搜索能力;并加入了用于提高种群多样性的粒子多样性变异策略,以避免算法易陷入局部最优.对 ISCAS89 标准测试电路的仿真实验结果,也进一步验证了本文所提出算法的可行性和有效性.

本文第 1 节进行相关工作的比较.第 2 节简要介绍电路划分问题.第 3 节详细介绍算法的具体构造过程,重点体现粒子编码、适应度函数构造、粒子位置的更新过程以及 FM 局部交换策略和粒子多样性变异策略的实现细节.第 4 节描述用于测试算法性能的基准函数,给出本文算法的参数设置和实验结果,以及实验结果的分析.第 5 节给出相应的结论以及进一步的工作方向.

1 相关工作

目前,已有一些学者针对电路划分的最小割优化问题进行算法构造研究.Fiduccia 和 Mattheyses 于 1982 年提出的 FM 算法^[3]作为电路划分问题的一种经典实用算法,是最具代表性的基于模块移动的迭代改进策略.该算法在每次迭代过程中都是通过移动局部范围内的最佳模块来完成.FM 算法自提出以来,许多学者在此基础上相继提出了许多改进算法,且都能得到优于原算法的结果.但这类算法同属于局部寻优算法,尤其在划分规模较大的电路时,体现出明显缺乏全局寻优能力的缺陷.文献[4,5]采用聚类算法进行电路划分,这类算法一般是根据某一给定的评价方法将一些模块聚集到同一集合中来实现.这类方法主要是缺乏细粒度的寻优能力,通常情况下,这类算法所找到的解可作为其他算法的初始输入,然后再进行寻优.文献[6,7]则是采用了基于光谱的划分算法,它们主要是在将图转化为 Laplace 谱后,通过分析 Laplace 特征向量并得到划分结果.这类算法的划分结果具有全局性,然而由于算法涉及求解特征值和特征向量问题,计算复杂度较高,不利于进行超大规模的计算.另外,文献[8]采用模拟退火算法解决二划分问题,算法主要采用了随机两模块交换策略.文献[9,10]则是采用遗传算法(genetic algorithm,简称 GA)来解决电路划分问题,文献除了对遗传算法参数设置进行研究以外,还通过考虑特定电路划分问题的特点,设计并测试了多种不同适用于该问题的编码、交叉和变异的策略,并取得了较好的划分结果.这也表明智能优化算法在该问题中具有较好的应用前景.

我们所在的课题组为了构造 VLSI 物理设计中多目标优化问题的高效求解算法的需要,一直跟踪 PSO 算法的研究进展,并取得了一些研究成果^[11-14].对照 PSO 算法的基本思想可以发现,可以借助 0-1 二进制的编码方式表示 VLSI 电路划分中的二划分问题,以划分后子集间最小切割线网数为适应度评估依据来指导演化过程以得到优化的划分结果,从而使 PSO 算法完全可以应用于 VLSI 电路划分问题中.在文献[15]中,我们已针对 VLSI

电路划分中以子集大小平衡为约束的二划分问题,选用更具强全局优化能力的 PSO 算法.实验结果表明,以整数编码解决电路二划分问题的 DPSO 算法明显优于采用相同编码的标准 GA 算法所得到的结果.然而,所构造的算法同样存在收敛精度低的缺点.与上述研究工作和课题组已有的研究工作相比,本文同样选用 PSO 算法,根据已有的 PSO 算法构造经验,构造了一种带 FM 策略的混合粒子群优化算法.在算法构造过程中,将具有较强局部搜索能力的 FM 策略融入 DPSO 算法的位置更新,并加入了粒子多样性变异策略,以期提高算法的局部搜索能力,并保证算法同时兼备较强的全局寻优和局部搜索能力.实验结果表明了所构造算法的有效性.下面将详细介绍问题的描述以及算法的具体实现.

2 问题描述

定义 1(超边). 电路中连接同一信号线上的所有模块的边(线网)称为超边.也就是说,每条超边至少连接两个节点.

定义 2(超图). 含有超边的无向图称为超图.

定义 3(模块). 逻辑门和触发器等标准单元称为模块.

一个待划分的电路可以用网表来表示,一般是采用超图描述电路网表.定义 $H(V, E')$ 为一个超图,其中,节点集 V 代表电路中的模块集合,超边集 E' 代表电路中的线网集合.考虑 n 个模块单元和 m 条线网的电路,电路划分就是将 V 中的所有 n 个节点划分到 k 个子集中,记为 V_1, V_2, \dots, V_k .划分目标是各子集间的互连线网数最少,并且保证各子集规模相当,即

$$\text{Min} \left(\sum_{a=1}^k \sum_{b=a+1}^k |\{e | e \in E', (e \cap V_a \neq \emptyset) \cap (e \cap V_b \neq \emptyset)\}| \right) \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} V_1 \cup V_2 \cup \dots \cup V_k = V \\ V_i \cap V_j = \emptyset, i, j = 1, 2, \dots, k \\ r \cdot V - S_{\max} \leq S(V_l) < (1-r) \cdot V + S_{\max}, l = 1, 2, \dots, k \end{cases} \quad (2)$$

其中, $S(V_l)$ 表示子集 V_l 的面积, r 为比例因子, V 为所有模块的总容量, S_{\max} 指最大模块的大小.

3 算法实现

3.1 编 码

由于 PSO 算法的鲁棒性,它对编码的要求并不苛刻,但是一种好的编码方案不仅可以有效提高搜索效率,而且可以降低冗余的搜索空间,从而提高算法的性能.编码的选择主要考虑 3 个原则^[16]:完备性、健全性和非冗余性.

定义 4(完备性). 完备性:问题空间中的所有点(可行解)都能成为粒子编码空间中点的表现型.

定义 5(健全性). 健全性:编码空间中的每一个粒子必须对应问题空间中的某一潜在解.

定义 6(非冗余性). 非冗余性:编码空间中的各个粒子必须与问题空间中的潜在解一一对应.

对于某种编码方式,要想完全具备以上 3 点实际上是十分困难的.本文算法采用了 0-1 二进制的编码方式,考虑 n 个模块和 m 条线网的电路,事先对要划分的电路中每一个模块单元进行顺序编号,依次为 $1, 2, \dots, n$.一个粒子代表电路划分问题的一个可行解,粒子在某一时刻的位置表示成一个 n 维的 0-1 排列串.

例如,粒子 i 在 t 时刻的位置可表示为 $X_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{in}^t)$, 其中, x_{ik}^t 表示第 k 单元节点位, 0 代表该单元被划分到子集 A 中, 1 代表该单元被划分到子集 B 中.粒子 i 在 t 时刻的个体极值表示为 $P_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{in}^t)$, 全局指导粒子表示为 $G^t = (g_1^t, g_2^t, \dots, g_n^t)$.

考虑 n 个单元的某一个粒子编码如图 1 所示,则粒子解码后,单元 $\{2, 5, 7, 8\}$ 划分至子集合 A , 而单元 $\{1, 3, 4, 6\}$ 则划分至子集合 B 中.

性质 1. 二进制编码方式满足编码完备性原则,但不满足健全性原则和非冗余性原则.

显然,利用二进制编码方式来解决电路二划分问题满足编码完备性原则.然而,对于健全性原则,由于本问题具有子集大小平衡约束条件,因而存在编码空间的粒子有可能对应问题空间中不可行解的情况,如将全部单元都划分到同一子集中.而对于非冗余性原则,问题空间的每一个解都会对应两个每一维值都相反的不同编码的粒子,如图 1 所示.

Circuit unit	1	2	3	4	5	6	7	8
Particle 1	1	0	1	1	0	1	0	0
Particle 2	0	1	0	0	1	0	1	1

Fig.1 Representation of the particle

图 1 粒子的表示形式

为了克服二进制编码不满足健全性原则对算法实现所造成的障碍,下文设计了适用于此编码方式的交叉和变异策略,保证了粒子在位置更新后依然可行,从而避免了在搜索过程中出现不可行解的情况.为了避免因不满足非冗余性原则所造成的冗余搜索空间缺陷,一种有效的策略是在搜索过程中将表达相同问题解的各粒子动态关联起来,从而降低冗余搜索空间所造成的影响.具体做法是,算法在实现粒子位置更新过程中的交叉操作之前,先判断待交叉的两个粒子值相同的维数是否超过总维数的一半,若未超过一半,则将任一粒子各维上的值取反后代替原粒子,再与另一粒子实现交叉操作,从而降低了问题解相近的两粒子在交叉后得到无规律解的可能性.如将图 1 的两个粒子实现交叉操作,由于这两个粒子每一维的值均不同,操作前先将任一粒子各维值取反后代替原粒子,由此可得到相同的两粒子,然后再实现交叉操作.

3.2 评估函数

本文仅考虑以划分后子集间最小切割线网数为目标的情况,算法直接采用划分目标作为评估函数,具体定义如下:

$$f = \sum_{a=1}^k \sum_{b=a+1}^k l_{ab} \quad (3)$$

其中, k 为划分后的子集数目,这里取 $k=2$; l_{ab} 表示子集 a 和子集 b 之间的互连线网数.

3.3 算法模型

PSO 算法最初被应用于连续空间的优化,然而许多实际的工程应用问题是组合优化问题,需要将基本 PSO 算法在二进制空间进行扩展.现有文献主要存在两种策略.第 1 种策略是直接对基本 PSO 算法做一些适当的修改.如 Parsopoulos 等人以基准函数为例测试了 PSO 算法求解整数规划问题的能力^[17]; Salman 等人将任务分配问题抽象为整数规划模型并提出基于 PSO 算法的解决方法^[18].第 2 种策略是在基本 PSO 算法的基本思想和算法框架下,根据问题特有的离散表示方式重新定义操作算子进行求解.如文献[19]提出了一种离散二进制 PSO 算法,通过优化可连续变化的二进制概率达到间接优化二进制变量的目的; Clerc 给出一种求解 TSP 问题的 DPSO 算法^[20]; Pan 等人借助进化算法中交叉算子和变异算子重新定义粒子操作,针对 workflow 调度问题所提出的 DPSO 算法^[21]等.本文所构造的 DPSO 算法粒子位置更新机理主要是借鉴进化算法的操作方式,首先通过遗传变异操作实现自身速度的改变,继而通过交叉操作实现个体极值和全局极值对粒子的影响,具体更新公式如下:

$$X_i^t = c_2 \oplus F_3(c_1 \oplus F_2(w \oplus F_1(X_i^{t-1}), P_i^{t-1}), G_i^{t-1}) \quad (4)$$

和基本 PSO 算法一样,该算法模型中粒子位置的更新也包含 3 个部分,具体如下所示(其中, r_1, r_2 和 r_3 是在 $[0, 1]$ 之间随机产生的实数):

- (1) λ_i^t 体现了粒子原来的速度.

$$\lambda_i^t = w \oplus F_1(X_i^{t-1}) = \begin{cases} F_1(X_i^{t-1}), & r_1 < w \\ X_i^{t-1}, & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $F_1(X_i^{t-1})$ 是对前一时刻粒子的变异操作, w 为变异概率.

(2) δ_i^t 体现了粒子对个体经验的认知部分.

$$\delta_i^t = c_1 \oplus F_2(\lambda_i^t, P_i^{t-1}) = \begin{cases} F_2(\lambda_i^t, P_i^{t-1}), & r_2 < c_1 \\ \lambda_i^t, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

其中, F_2 表示粒子间的交叉操作, c_1 表示实现 F_2 的交叉概率.

(3) X_i^t 体现了粒子对群体经验的协同部分.

$$X_i^t = c_2 \oplus F_3(\delta_i^t, G_i^{t-1}) = \begin{cases} F_3(\delta_i^t, G_i^{t-1}), & r_3 < c_2 \\ \delta_i^t, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

其中, F_3 表示粒子间的交叉操作, c_2 表示实现 F_3 的交叉概率.

针对本文采用的 0-1 编码方式, 算法采用了两点交叉算子和随机两点交换变异算子. 为了避免可行解经过交叉或变异后而产生不可行解, 本文对交叉和变异算子做了相关改进^[9,10], 具体工作流程如下:

步骤 1. 在解序列中随机选择两个交叉点, 分别为 p_1 和 p_2 , 不妨设 $p_1 < p_2$.

步骤 2. 分别用 s_1 和 s_2 表示两交叉粒子的 p_1 和 p_2 之间序列段里值为 1 的个数, 根据以下规则调整 p_1 和 p_2 的位置:

While ($s_1 \neq s_2$)

$p_1 = p_1 - 1$ 或 $p_2 = p_2 + 1$;

重新计算 s_1 和 s_2 的值;

End

步骤 3. 新粒子被分为两个部分, 即交叉点 p_1 和 p_2 之间的部分和之外的部分. 这两部分的生成方法是: 新粒子交叉点 p_1 和 p_2 之间的部分由粒子 1 的这部分序列直接复制而来; 而新粒子这两个交叉点之外的部分是由粒子 2 的相应部分序列复制得来的.

两个粒子序列交叉后只能得到 1 个新粒子. 考虑任意两个粒子的两个交叉点已经确定后的交叉操作, 对于选取哪个粒子作为粒子 1 或粒子 2, 它们交叉后所得到的新序列是不同的. 为了增加粒子多样性, 本文交叉操作的粒子 1 与粒子 2 的选取方式是: 若交叉点 p_1 和 p_2 之间序列段的维数大于粒子总维数的一半, 则原粒子作为粒子 1, 个体最优或全局最优粒子作为粒子 2; 反之, 原粒子作为粒子 2, 个体最优或全局最优粒子作为粒子 1.

考虑到电路划分问题子集间大小平衡的约束条件, 这里随机两点交换变异算子的思想是: 在粒子中随机选择两个位置, 交换粒子中这两个位置上的值后得到新的划分序列. 这种变异算子保证了粒子变异操作前后各子集合的大小保持不变, 从而避免了不可行解的产生. 针对本文的电路二划分问题, 为了避免无效的变异操作, 即变异后产生的新划分与原划分相同, 这里规定随机选择的两个交换单元必须分别位于两个子集中.

3.4 FM局部交换策略

为了提高所构造算法的局部搜索能力, 以保证算法同时兼备较强的全局寻优和局部搜索能力, 这里将具有较强局部搜索能力的 FM 策略融入 DPSO 算法的位置更新, 使得每个粒子的位置更新过程具备了随机性的变异交叉和 FM 局部交换两部分的操作.

定义 7(增益). 增益: 将某一模块从原来子集移动至另一子集所减少的被切割线网数目.

对于任意的模块 i , 其增益值为

$$g(i) = FS(i) - TE(i) \quad (8)$$

其中, $FS(i)$ 是指在模块 i 所在的子集中, 只与 i 相连而不与任何其他模块相连的线网数; $TE(i)$ 是指与 i 相连且不被切割的线网数.

这里考虑将 n 个模块划分为子集 A 和子集 B 的电路二划分问题, 为保证交换满足约束条件, 每次必须成对

交换不在同一个子集中的两模块,FM 局部交换策略具体做法如下:

步骤 1. 对于每个变异交叉后的粒子,根据公式(8)计算粒子每个模块的增益值,选出具有最大增益值的模块 t_1 .不妨假设模块 t_1 所在的子集为 A ,将模块 t_1 从子集 A 移至子集 B 中.

步骤 2. 根据公式(8)重新计算子集 B 中每个模块的增益值,选出子集 B 中具有最大增益值的模块 t_2 ,将模块 t_2 从子集 B 移至子集 A 中.

该局部交换策略利用当前解各模块的连线信息,采用贪心策略进行子集间模块成对的交换,即移动具有最大增益值的模块以最大程度地减小被割的线网数.这一方面保证了满足约束条件,另一方面也加强了算法局部搜索的能力.为了降低算法复杂度并避免粒子过早收敛于局部极值,粒子的每代位置更新中仅交换 1 对模块.

3.5 粒子多样性策略

鉴于 PSO 算法本身的进化机制^[22,23],加上本文为提高算法的局部搜索能力而融合了 FM 局部交换策略,使得所构造算法同样存在进化过程中粒子表现趋同性且易陷入局部最优的缺陷.种群多样性是影响算法收敛效果和跳出局部最优的关键,而在所构造算法中,每个粒子自身及其个体最优解 $pbest$ 和群体最优解 $gbest$ 是影响各个粒子位置更新的主要部分,为此,本文引入了一种能够有效地指导粒子跳出局部极值点的变异策略.该策略是对各粒子的 $pbest$ 进行变异,并利用更新后的 $pbest$ 来影响 $gbest$ 的选择.

这里考虑算法的粒子数为 np ,并设 pd_i 表示第 i 个粒子($i=1,2,\dots,np$)的 $pbest$ 从上一次更新到目前为止所经过的进化代数, gd 表示 $gbest$ 从上一次更新到目前为止所经过的进化代数, d_1 和 d_2 分别表示 $pbest$ 变异因子和 $gbest$ 变异因子.变异策略的具体做法如下:

步骤 1. 对于粒子 $i(i=1,2,\dots,np)$,在算法的各代进行 $pbest$ 更新之后,若 $pd_i \geq d_1$,则以上述的变异算子对该粒子的 $pbest$ 执行变异操作,若变异后的新解优于原 $pbest$,则更新 $pbest$ 并标记,否则原有 $pbest$ 不变;若 $pd_i < d_1$,则保持原有 $pbest$ 不变,不执行相应的变异操作.

步骤 2. 在算法的各代进行 $gbest$ 更新之后,若 $gd \geq d_2$,则在全部粒子的 $pbest$ 中寻找经历步骤 1 标记后的 $pbest$,若 $pbest$ 优于当前 $gbest$,则以该 $pbest$ 更新当前 $gbest$ 并取消该 $pbest$ 的标记,否则不更新 $gbest$;若 $gd < d_2$,则不更新 $gbest$.

在该变异策略中,通过调整变异因子 d_1 和 d_2 的大小可影响该策略的效果.一般来说,若 d_1 和 d_2 越小,粒子多样性就越明显,但也伴随着算法局部搜索能力的下降;反之,该策略对算法的影响也就越小.

3.6 算法步骤

本文所构造算法的具体步骤如下:

步骤 1. 读取电路网表.

步骤 2. 随机产生每个粒子的初始位置和初始历史最佳位置 $pbest$,产生全局最佳位置 $gbest$.

步骤 3. 评价当前各个粒子的适应值,计算每个粒子的评估函数.

步骤 4. 如果粒子当前位置比历史最佳位置 $pbest$ 好,则更新 $pbest$,并根据第 3.5 节中的变异策略对该 $pbest$ 执行多样性变异操作.

步骤 5. 如果粒子当前位置比全局最佳位置 $gbest$ 好,则更新 $gbest$,并根据第 3.5 节中的变异策略对该 $gbest$ 执行多样性变异操作.

步骤 6. 按粒子位置更新方程更新粒子位置.

步骤 7. 对每个粒子加入第 3.4 节中所介绍的 FM 局部交换操作,并更新粒子位置.

步骤 8. 若满足条件,则输出群体的最优值 $gbest$ 并结束;否则,转步骤 3.

4 算法仿真与结果分析

4.1 测试数据

为了有效地进行算法性能的比较,本文这里采用的实验数据均来自 ISCAS89 国际标准测试电路,标杆电路

的具体属性说明见表 1.电路单元除了包括触发器及各种逻辑门以外,还包括电路的输入/输出部分,各个单元大小都看作相同.不失一般性,这里假设用单位 1 来表示各个单元的大小,电路线网的表示采用前面定义的超边.

Table 1 Specification of the benchmark circuits

表 1 标准测试电路大小说明

Circuits	#units(include I/O pads)	#nets	#in pads	#out pads
s298	142	136	3	6
s349	196	185	9	11
s820	331	312	18	19
s953	463	440	16	23
s1238	554	540	14	14
s1423	753	748	17	5
s1488	686	667	8	19

4.2 实验结果分析

为了评价和分析本文算法的性能,首先采用主频为 2.00GHz 的 PC 机在 MATLAB 环境下对经典的 FM 电路划分算法^[3]、DPSO 算法、仅带有 FM 局部交换策略的 DPSO 算法(discrete particle swarm optimization with FM, 简称 FDPSO)及本文最终构造的带有 FM 局部交换策略和多样性变异策略的 DPSO 算法(discrete particle swarm optimization with FM and diversity mutation,简称 FDPSOM)等多种算法进行了一系列的仿真实验,对所构造算法的局部交换策略和多样性策略进行验证,继而在相同仿真平台下对 FDPSOM 算法、FM 电路划分算法、文献[8]提出的模拟退火算法以及文献[10]提出的有效遗传算法进行横向对比.实验对测试数据测试 10 遍,取最优划分边值和平均划分边值作为结果.通过多次实验并参考文献[14]的参数调整策略,算法的参数按如下设置可以在较短的时间内取得优质解:算法迭代次数为 5 000 次,种群大小为 50,变异概率 w 为 0.95, c_1 为 0.8~0.4 之间随进化代数线性递减, c_2 为 0.3~0.7 之间随进化代数线性递增, d_1 和 d_2 分别取 20 和 35,比例因子 r 取 0.5.表 2 为本文不同策略下对 ISCAS89 国际标准测试电路中的多种测试问题的测试结果,图 2 和图 3 分别为 DPSO 算法、FDPSO 算法以及 FDPSOM 算法在电路 s953 和 s1238 上的进化过程对比图.

Table 2 Comparison of experimental results produced by FM, DPSO, FDPSO and FDPSOM

表 2 FM,DPSO,FDPSO 和 FDPSOM 的实验结果对比

Circuits	FM		DPSO			FDPSO			FDPSOM		
	Best cut	Average cut	Best cut	Average cut	Average convergence generations	Best cut	Average cut	Average convergence generations	Best cut	Average cut	Average convergence generations
s298	12	18.8	11	18.8	1 067	13	14.3	261	7	12.3	295
s349	21	25.9	24	29	1 567	14	17	155	13	16.6	283
s820	35	42.9	41	44.2	2 403	33	35	434	33	36.4	328
s953	70	78.8	89	96.6	3 270	71	73	432	62	69.8	1 106
s1238	70	94.8	114	118.2	3 956	79	85.8	744	51	71.5	2 062
s1423	65	79.3	102	109.6	4 240	70	73.7	594	61	67	1 857
s1488	72	78.5	95	101.2	4 571	70	74.8	893	63	70.4	1 796

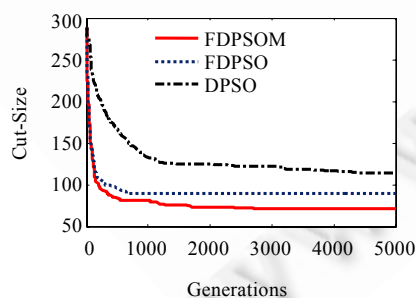


Fig.2 Convergence comparisons for the circuit s1238

图 2 对 s1238 电路的收敛性能对比

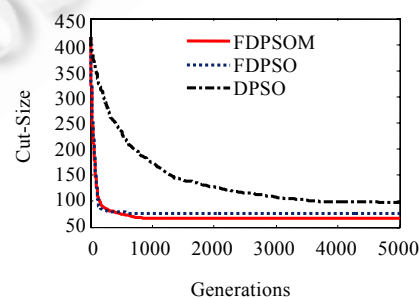


Fig.3 Convergence comparisons for the circuit s1423

图 3 对 s1423 电路的收敛性能对比

4.2.1 验证本文算法的局部交换策略

从表 2 的数据结果可以看出,FM 算法和 FDPSO 算法除了在电路 s298 上的最优解稍劣于 DPSO 算法所取得的结果以外,在其余的测试电路上,这两种算法都能比 DPSO 算法取得更好的划分结果;FDPSO 算法在各电路上最优划分上并未全部优于 FM 算法所取得的结果,但 FDPSO 算法在各个测试电路的平均解上均明显优于 FM 算法所得到的平均划分.从平均收敛代数上看,FDPSO 算法的收敛速度比 DPSO 算法要快得多.

表 2 实验结果反映出,DPSO 算法虽然具有较高的全局搜索能力,但该算法在解决电路划分这类离散问题时所出现的搜索盲目性以及缺乏局部寻优能力的缺陷使得该算法甚至劣于经典的 FM 局部寻优划分算法.本文在 DPSO 算法的每代粒子更新部分混合了基于 FM 的局部交换策略后形成的 FDPSO 算法,首先提高了 DPSO 算法的局部搜索效果,降低了搜索的盲目性,使得 FDPSO 算法在电路划分问题上比 DPSO 算法具有更好的收敛效果和更快的收敛速度;其次,FDPSO 算法在划分各电路所得的平均解上优于 FM 算法取得的结果,这主要是由于 DPSO 算法比 FM 算法具有更高的全局搜索能力.因此,在 DPSO 算法上混合基于 FM 的局部交换策略对求解电路划分问题是行之有效的.

从图 2 和图 3 的进化过程也可以明显看出,FDPSO 算法的收敛速度以及收敛效果均显著优于 DPSO 算法,从而也验证了在 DPSO 算法上加入基于 FM 的局部交换策略的有效性.对于其他测试电路,通过实验可以看出,FDPSO 算法的收敛速度以及收敛效果同样优于 DPSO 算法.限于篇幅,在此不再一一论述.

4.2.2 验证本文算法的多样性策略

从表 2 的数据结果还可以看出,加入粒子多样性策略后的 FDPSOM 算法除了在电路 s820 上的平均划分稍劣于 FDPSO 算法所取得的结果以外,在其余的划分结果上,该算法都能显著优于 DPSO 算法、FDPSO 算法以及 FM 算法所取得的结果.从平均收敛代数上看,FDPSOM 算法的收敛速度比 FDPSO 算法要慢,但该算法的收敛速度比 DPSO 算法要快得多.

从图 2 和图 3 的进化过程对比可以更明显地看出,FDPSOM 算法与 FDPSO 算法的前期收敛过程基本一致,但 FDPSOM 算法后期的全局收敛能力却显著强于 FDPSO 算法.

以上实验结果反映出,基于 FM 的局部交换策略虽然提高了 DPSO 算法的局部搜索能力和收敛速度,但是该策略却较大地降低了 DPSO 算法的全局搜索能力,使得 FDPSO 算法在运行过程中由于无法有效跳出局部最优的搜索状态而过早地收敛到局部最优的划分结果上.本文在 FDPSO 算法的基础上混合了粒子多样性变异策略后,最终形成了 FDPSOM 混合算法.尽管该算法在收敛速度上比 FDPSO 算法有所下降,但是该算法的全局寻优能力却得到了明显的提高.实验中,FDPSOM 算法在电路划分问题上能够比 FDPSO 算法取得更好的收敛结果也验证了这一点.因此,对于 FDPSOM 算法和 FDPSO 算法的比较,从以一定收敛速度的损失来换取能够得到明显更优的划分结果的能力方面来说,FDPSOM 算法比 FDPSO 算法对于求解电路划分问题是更有效的.也就是说,将粒子的多样性策略融入到 FDPSO 算法的思想亦行之有效.

4.2.3 相关工作实验对比

如前所述,已有一些学者针对电路划分的最小割优化问题进行算法构造研究.为了进一步说明本文算法的有效性,这里对本文的 FDPSOM 算法、文献[3]的经典 FM 电路划分算法、文献[8]的模拟退火算法以及文献[10]的有效遗传算法进行对比.表 3 中记录了 4 种算法分别对各测试电路网表运行 10 遍所取得结果的最优划分边值以及本文算法相对于各对比算法划分结果的改进比率.本文对文献[8]以及文献[10]算法的参数设置采用各自文献中的参数设置值,文献[10]算法中取染色体规模与本文算法相同,均为 50,但按其参数设置至少需迭代 20 000 次方可收敛.因此,本文实验中对这文献[8]和文献[10]中算法的迭代次数均设置为 20 000.

从表 3 的实验结果可以看出,本文提出的 FDPSOM 算法的划分结果均明显优于经典的 FM 算法和文献[8]的模拟退火算法对所有测试电路的划分结果;而 FDPSOM 算法除了在电路 s349 和 s820 上的最优解劣于文献[10]的算法所取得的结果以外,在其余的更大规模的测试电路上,本文算法则明显优于文献[10]的算法.由于文献[10]的遗传算法中染色体规模与本文算法的种群规模相同,迭代次数为 20 000,而本文算法的最大迭代次数仅为 5 000.由此可推断,在较小规模电路中,本文算法与文献[10]的遗传算法相比,文献[10]的算法用了较大的时

间复杂度换取了划分结果质量的提高;随着问题规模的提升,文献[10]算法的搜索能力迅速下降,而本文算法依然能够保持较好的性能.

Table 3 Comparison of experimental results produced by different partitioning algorithms

表 3 不同划分算法的实验结果对比

Circuits	The minimum cut-size in 10 runs				Improvement ratio (%)		
	FM	Ref.[8]	Ref.[10]	Our algorithm	Compared to FM	Compared to Ref.[8]	Compared to Ref.[10]
s298	12	10	7	7	41.7	30	0
s349	21	16	12	13	38.1	18.8	-8.33
s820	35	34	28	33	5.71	2.94	-17.9
s953	70	71	71	62	11.4	12.7	12.7
s1238	70	85	78	51	27.1	40	34.6
s1423	65	75	102	61	6.15	18.7	40.2
s1488	72	73	95	63	12.5	13.7	33.7

以上实验结果反映出,本文提出的 FDPSOM 算法具有较好的全局收敛能力及收敛精度;并且随着集成电路规模的不断扩大,算法同样保持较好的性能.

5 结束语

为了解决 VLSI 物理设计中的电路划分问题,针对其他众多优化算法存在收敛效果较差和收敛速度较慢的缺陷,本文在所构造的 DPSO 算法基础上,将具有较强局部搜索能力的 FM 局部交换策略以及粒子多样性变异策略引入到 DPSO 算法中,构造了一种有效求解电路划分问题的混合离散粒子群优化算法.实验结果表明,该混合算法在局部求解与全局探索之间取得了较好的平衡,能够在较短的时间内获得比较满意的划分结果,说明了本文对原来 DPSO 算法所融入的两种混合策略的可行性和有效性.下一步工作方向是针对多目标电路划分问题,力争寻求一种多目标适应度评价函数的有效策略,并构造一个有效的、收敛的离散多目标粒子群优化算法.

致谢 在此,我们感谢对本文研究工作提供有价值评论和修改建议的匿名审稿人.

References:

- [1] Wei YC, Cheng CK. Ratio cut partitioning for hierarchical designs. *IEEE Trans. on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 1991,10(7):911-921. [doi: 10.1109/43.87601]
- [2] Eberhart RC, Kennedy J. A new optimizer using particles swarm theory. In: *Proc. of the 6th Int'l Symp. on Micro Machine and Human Science*. Nagoya: IEEE Inc., 1995. 39-43. [doi: 10.1109/MHS.1995.494215]
- [3] Fiduccia CM, Mattheyses BM. A linear-time heuristic for improving network partitions. In: *Proc. of the 19th IEEE/ACM Design Automation Conf. Las Vegas*: IEEE Inc., 1982. 175-181. [doi: 10.1109/DAC.1982.1585498]
- [4] Li JH, Behjat L. A connectivity based clustering algorithm with application to VLSI circuit partitioning. *IEEE Trans. on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2006,53(5):384-388. [doi: 10.1109/TCSII.2005.862174]
- [5] Iqbal SMA, Monir MI, Sayeed T, Uddin AHMM. A concurrent approach to clustering algorithm with applications to VLSI domain. In: *Proc. of the 11th Int'l Conf. on Computer and Information Technology*. Khulna: IEEE Inc., 2008. 476-480. [doi: 10.1109/ICCITECHN.2008.4802982]
- [6] Chang JY, Liu YC, Wang TC. Faster and better spectral algorithms for multi-way partitioning. In: *Proc. of Asia and South Pacific Design Automation Conf. Wanchai*: IEEE Inc., 1999. 81-84. [doi: 10.1109/ASPDAC.1999.759715]
- [7] Yang HZ, Hu GZ. A approach to analyzing laplace spectrum and spanning tree with application to circuit partitioning. *Science in China (Series E)*, 2003,33(6):562-567 (in Chinese with English abstract).
- [8] Kolar D, Puksec JD, Branica I. VLSI circuit partition using simulated annealing algorithm. In: *Proc. of the 12th IEEE Mediterranean on Electrotechnical Conf. Dubrovnik*: IEEE Inc., 2004. 205-208. [doi: 10.1109/MELCON.2004.1346809]
- [9] Nan GF, Li MQ, Kou JS. Two novel encoding strategies based genetic algorithms for circuit partitioning. In: *Proc. of the 3rd Int'l Conf. on Machine Learning and Cybernetics*. Shanghai: IEEE Inc., 2004. 2182-2188. [doi: 10.1109/ICMLC.2004.1382160]

- [10] Chen ZQ, Wang RL, Okazaki K. An efficient genetic algorithm based approach for the minimum graph bisection problem. *Int'l Journal of Computer Science and Network Security*, 2008,8(6):118–124.
- [11] Guo WZ, Chen GL, Xia T. A self-adaptive strategy of data streams scheduling on heterogeneous cluster. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2009,21(8):1175–1181 (in Chinese with English abstract).
- [12] Guo WZ, Xiong NX, Vasilakos AV, Chen GL, Cheng HJ. Multi-Source temporal data aggregation in wireless sensor networks. *Wireless Personal Communications*, 2011,56(3):359–370. [doi: 10.1007/s11277-010-9976-9]
- [13] Guo WZ, Chen GL. An efficient discrete particle swarm optimization algorithm for multi-criteria minimum spanning tree. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2009,22(4):597–604 (in Chinese with English abstract).
- [14] Chen GL, Guo WZ, Chen YZ. A PSO-based intelligent decision algorithm for VLSI floorplanning. *Soft Computing*, 2010,14(12):1329–1337. [doi: 10.1007/s00500-009-0501-6]
- [15] Peng SJ, Chen GL, Guo WZ. A discrete PSO for partitioning in VLSI circuit. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computational Intelligence and Software Engineering*. Wuhan: IEEE Inc., 2009. 1–4. [doi: 10.1109/CISE.2009.5364339]
- [16] Deng FA, Zhou T, Xu Y. *Theory and Application of Soft Computing Method*. Beijing: Science Press, 2008. 155–159 (in Chinese).
- [17] Parsopoulos KE, Vrahatis MN. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization. *Natural Computing*, 2002,1(2-3):235–306. [doi: 10.1023/A:1016568309421]
- [18] Salman A, Ahmad I, Al-Madani S. Particle swarm optimization for task assignment problem. *Microprocessors and Microsystems*, 2002,26(8):363–371. [doi: 10.1016/S0141-9331(02)00053-4]
- [19] Kennedy J, Eberhart RC. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Systems, Man and Cybernetics*. Orlando: IEEE Inc., 1997. 4104–4108. [doi: 10.1109/ICSMC.1997.637339]
- [20] Clerc M. Discrete particle swarm optimization—Illustrated by the traveling salesman problem. 2000. <http://www.mauriceclerc.net>
- [21] Pan QK, Tasgetiren MF, Liang YC. A discrete particle swarm optimization algorithm for the permutation flowshop sequencing problem with makespan criteria. In: *Proc. of the 26th SGAI Int'l Conf. on Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence*. Cambridge: Springer-Verlag, 2006. 19–31. [doi: 10.1007/978-1-84628-663-6_2]
- [22] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2002,6(1):58–73. [doi: 10.1109/4235.985692]
- [23] Li N, Sun DB, Zou T, Qin YQ, Wei Y. An analysis for a particle's trajectory of PSO based on difference equation. *Chinese Journal of Computers*, 2006,29(11):2052–2061 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

- [7] 杨华中,胡冠章.电路划分问题的 Laplace 谱分析和生成树法. *中国科学(E 辑)*,2003,33(6):562–567.
- [11] 郭文忠,陈国龙,夏添.异构机群下数据流自适应分配策略. *计算机辅助设计与图形学学报*,2009,21(8):1175–1181.
- [13] 郭文忠,陈国龙.一种求解多目标最小生成树问题的有效离散粒子群优化算法. *模式识别与人工智能*,2009,22(4):597–604.
- [16] 邓方安,周涛,徐扬. *软计算方法理论及应用*.北京:科学出版社,2008.155–159.
- [23] 李宁,孙德宝,邹彤,秦元庆,尉宇.基于差分方程的 PSO 算法粒子运动轨迹分析. *计算机学报*,2006,29(11):2052–2061.



郭文忠(1979—),男,福建泉港人,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为计算智能及其应用.



XIONG Naixue(1978—),男,助理教授,主要研究领域为优化理论,云计算,无线网络.



陈国龙(1965—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为人工智能,网络信息安全.



彭少君(1986—),男,硕士,主要研究领域为计算智能.