

# 一种高层次多电压功耗优化方法

孙 强<sup>1,2</sup>, 孙兴奇<sup>3</sup>, 马光胜<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 牡丹江师范学院 计算机科学与技术系, 黑龙江 牡丹江 157012; 3. 第二炮兵青州士官学校 204室, 山东 青州 262500)

**摘要:** 提出了一种在时间与面积约束下, 运用遗传算法同时进行操作调度和资源分配的高层次多电压功耗优化方法. 对于时间和面积约束所导致的无效染色体, 通过将约束优化问题转换成两个目标函数的极值问题, 一个为原问题的目标函数, 另一个为违反约束条件的程度函数, 避免了约束条件对问题求解的影响. 对于数据依赖所导致的无效染色体, 采用基于数据依赖的单点杂交算子来解决. 实验结果表明, 该算法比不考虑无效染色体处理机制的简单遗传算法的多电压功耗优化方法的功耗优化能力提高10%, 收敛速度提高15%.

**关键词:** 低功耗; 高层次综合; 多电压; 遗传算法

**中图分类号:** TP302.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2009)05-0933-07

## High-level power optimization method for multiple supply voltage using the multi-objective genetic algorithm

SUN Qiang<sup>1,2</sup>, SUN Xing-qi<sup>3</sup>, MA Guang-sheng<sup>1</sup>

(1. Dept. of Computer Science and Tech., Harbin Eng. Univ., Harbin 150001, China; 2. Dept. of Computer Science and Tech., Mudanjiang Teachers College, Mudanjiang 157012, China; 3. The Second Artillery Qinzhou Warrant Officer School, Qingzhou 262500, China)

**Abstract:** This paper proposes a time-and-area-constrained high-level power optimization method for a multiple supply voltage, in which operation scheduling and functional unit allocating are simultaneously done through the genetic algorithm. Invalid chromosomes caused by time and area constraint are avoided by treating constraint optimization as a two-objective optimization function; one objective is the original objective function and the other is the degree violating the constraint conditions, thereby avoiding the influence of constraint conditions on the problem solving. The problem of invalid chromosomes caused by data dependence is solved through one point crossover operator based on data dependence. Experimental results show that this algorithm has improved power optimization by 10% and the convergence rate by 15%, compared with those simple power optimization methods for a multiple supply voltage of the genetic algorithm which does not consider invalid chromosomes handling.

**Key Words:** low power; high-level synthesis; multiple voltages; genetic algorithm

由于电路的高集成度和高时钟频率, 使功耗逐渐成为 VLSI 设计时首要考虑的因素. 采用多电压方法减小功耗是一种趋势, 多电压调度是在保证电路性能的前提下, 按时钟脉冲将不同的电源电压分配给相应操作以减小功耗. 文献[1]中通过多电压调度和互联两种手段来降低功耗. 文献[2]根据每个操作的灵活度和不同电压下延迟关系尽可能分配给操作较低电压, 达到降低功耗的目标. 文献[3]通过划分并行操作集合的方法来最大化地降低功耗. 文献[4]提出的算法采用多电压方法来降低功耗和利用分区的方法来减小连线复杂性. 文献[5]采用相邻耦合动态功耗优化的布线方法来实现低功耗. 在高层次功耗优化领域, 遗传算法作为一

收稿日期: 2008-06-30

基金项目: 国家自然科学基金资助(60273081)

作者简介: 孙 强(1979-), 男, 哈尔滨工程大学博士研究生, E-mail: sq143@126.com.

种有效的启发式方法得到了广泛的应用<sup>[6]</sup>.但是由于遗传算法中的染色体编码和遗传操作设计的不合理,通常会导致出现大量的不可行解,降低种群的多样性,不能得到全局最优解.因此,常规的遗传编码和遗传操作不能很好地解决高层次功耗优化问题.

在时间与面积约束下,笔者提出一种运用遗传算法同时进行操作调度和资源分配的高层次多电压功耗优化方法.对于约束条件,笔者将约束优化问题转换成两个目标函数的极值问题,一个为原问题的目标函数,另一个为违反约束条件的程度函数,避免了约束条件对问题求解的影响.对于数据依赖所导致的无效染色体,采用基于数据依赖的单点杂交算子来解决.实验结果表明此算法具有较好的功耗优化能力和稳定性.

## 1 问题表示

在电路的所有功耗来源中,开关功耗大概占到整个电路功耗的 80% 以上,因此电路的低功耗设计应该主要考虑开关功耗.开关功耗的计算公式为

$$P_D = C_{\text{eff}} V_{\text{dd}}^2 f \quad (1)$$

式中  $f$  为时钟频率,  $C_{\text{eff}}$  为有效开关电容,  $V_{\text{dd}}$  为供应电压.从公式(1)中可以看出供应电压和开关功耗成二次平方关系,所以降低供应电压是最有效的降低功耗方法.

### 1.1 问题定义

笔者所解决的问题就是在时间和面积约束下,实现基于多电压的功耗优化.忽略寄存器和互联的能耗,目标函数是完成数据通路中所有操作消耗的功耗总和,即

$$\min \sum_{0 \leq i \leq N} (E_{F_i} \times N_{F_i}) \quad (2)$$

其中的  $E_{F_i}$  为类型  $F_i$  的功能单元功耗,  $N_{F_i}$  为使用功能类型为  $F_i$  的功能单元的数目.

时间约束为预先给定的完成数据通路中所有操作的最大控制步数目  $T_{\text{max}}$ .对于数据通路中的任一操作  $o_i$  必须满足如下约束:

$$s(o_i) + D(o_i) - 1 \leq T_{\text{max}} \quad (3)$$

其中的  $s(o_i)$  为操作  $o_i$  实际被调度的起始控制步,  $D(o_i)$  为完成操作  $o_i$  需要的延迟.

面积约束为预先给定的完成数据通路综合所需功能单元的最大芯片面积  $A_{\text{max}}$ .忽略寄存器和互联引起的芯片面积,只考虑完成操作的功能单元的面积,面积约束为

$$\sum_{0 \leq i \leq N} (A_{F_i} \times N_{F_i}) \leq A_{\text{max}} \quad (4)$$

其中的  $A_{F_i}$  为类型  $F_i$  的功能单元占用的芯片面积.

数据依赖约束是指数据流图中操作执行的优先关系.如果在数据流图中操作  $o_i$  是操作  $o_j$  的后继操作,则  $o_i$  必须在  $o_j$  执行完成以后才能被调度.数据依赖约束公式为

$$s(o_i) \geq s(o_j) + D(o_j) - 1 \quad (5)$$

### 1.2 遗传算法的染色体编码

不适当的编码将造成遗传操作之后产生大量的无效染色体.笔者是在调度和模块分配过程中实现功耗最小化目标的,所以在设计染色体编码时必须同时包括调度和模块分配信息.对于一个具有  $n$  个操作节点的数据流图来说,染色体编码如图 1 所示.

图 1 所示的数据流图每个节点对应染色体中的两个元素,其中  $x_i$  表示操作  $o_i$  被调度的起始控制步,  $y_i$  表示操作  $o_i$  被分配的功能单元.

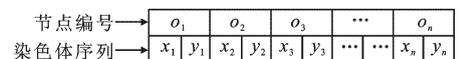


图 1 染色体编码

## 2 无效染色体的形成原因

遗传算法中最主要的问题就是无效染色体的出现,它会降低种群中染色体的多样性,不能得到全局最优解.常规的遗传算法过程由于无效染色体的大量出现,因此不能对功耗优化问题给出一个好的解.研究发现,

遗传过程中有 3 类无效染色体: (1) 违反时间约束的染色体; (2) 违反面积约束的染色体; (3) 违反数据流图中的数据依赖的染色体.

类型(1)和类型(2)无效染色体的产生是违反了问题的约束条件. 类型(3)无效染色体的产生是由于进行不合理的遗传操作导致的数据依赖关系的破坏. 下面采取不同方式来处理它们.

### 3 违反时间和面积约束的无效染色体的解决方法

笔者所提到的无效染色体, 在约束优化问题中称为不可行解, 对应的有效染色体称为可行解. 演化算法求解约束优化问题面对的主要问题是如何处理约束条件. 笔者将约束优化问题(最小值问题)转换成两个目标函数的最小值问题<sup>[7]</sup>, 一个为原问题的目标函数, 另一个为违反约束条件的程度函数. 利用多目标优化问题中的 Pareto 优于关系, 根据定义的个体 Pareto 强度指标, 对上述两个目标函数组成的向量进行排序, 使用多目标遗传算法求出原问题的解. 解决由于违反了问题的约束条件所导致的类型(1)和类型(2)无效染色体问题.

#### 3.1 问题转换

一个约束优化问题一般可表示为求目标函数  $f$  的最小化:  $\min f(x), x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$ . 这里,  $x \in F \subseteq S, S$  为目标函数的搜索空间,  $F$  为可行区域, 一般地,  $S$  为  $R^n$  中的  $n$  维长方体:  $l(i) \leq x_i \leq u(i), l(i)$  和  $u(i)$  为常数,  $i = 1, \dots, n$ . 可行区域  $F$  满足  $m$  个附加的不等式和等式约束条件:  $g_j(x) \leq 0, j = 1, \dots, q$  和  $h_j(x) = 0, j = q + 1, \dots, m$ . 演化算法处理约束条件常见的方法为罚函数法, 惩罚函数一般取为个体  $x$  到可行区域的距离的函数, 通常用下面定义的  $f_j(x)$  构造罚函数:

$$f_j(x) = \begin{cases} \max\{0, g_j(x)\} & , \quad 1 \leq j \leq q \\ |h_j(x)| & , \quad q + 1 \leq j \leq m \end{cases} \quad (6)$$

$\sum_{j=1}^m f_j(x)$  表示个体  $x$  违反约束的程度, 也表示个体  $x$  到可行区域的距离. 基于罚函数法方法构造的个体适应值的一般定义可以简单地表示为

$$f_{\text{fit}}(x) = f(x) + r \sum_{j=1}^m f_j(x) \quad (7)$$

由公式(7)可以看出, 普通的惩罚函数方法可以看成是目标函数  $f(x)$  和违反约束条件的程度函数  $\sum_{j=1}^m f_j(x)$  的权组合. 罚函数方法在实际问题中虽然得到了最广泛的应用, 但一般罚函数方法处理约束条件的性能很大程度上依赖罚系数的设置. 如果一个解  $x^*$  既是  $f(x)$  的最小值又是  $\sum_{j=1}^m f_j(x)$  的最小值 ( $\sum_{j=1}^m f_j(x)$  的最小值为 0), 那么  $x^*$  就是原约束问题的解, 这样原问题就转化为求由  $f(x)$  和  $\sum_{j=1}^m f_j(x)$  组成的二维向量的最小值问题, 也就是转化为一个无约束的多目标优化问题. 因此高层次功耗优化问题就可以根据上面的约定被转换为一个无约束的两目标优化问题. 通过上述的问题转换方法, 可以将原问题的时间约束和面积约束转换成一个目标函数, 从而消除掉原问题的约束条件. 那么, 由于违反原问题约束条件所导致的类型(1)和类型(2)无效染色体的问题就不存在了.

#### 3.2 基于 Pareto 强度值的个体排序

由于原问题单目标最小值被转换为二维向量的最小值问题, 向量之间比较大小与普通实数的比较大小有本质不同, 一般任意两个向量之间不能比较大小, 向量之间的大小关系是偏序关系. 下面利用向量之间的 Pareto 优于关系<sup>[7]</sup>, 在群体中对个体引入 Pareto 强度值概念进行排序, 从而使演化选优得以进行. 以下记

$s_1(x) = f(x), s_2(x) = \sum_{j=1}^m f_j(x)$ . 考虑向量最小化问题:  $\min y = s(x) = (s_1(x), s_2(x)), x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in F \subseteq S \subseteq R^n, F, S$  的定义如前所述.

**定义 1** 设  $a \in S, b \in S$ , 称  $a$  Pareto 优于  $b$  (记  $a < b$ ) 或  $b$  Pareto 劣于  $a$  当且仅当  $\forall i \in \{1, 2\}: s_i(a) \leq s_i(b)$  且  $\exists j \in \{1, 2\}: s_j(a) < s_j(b)$ ; 称  $a$  覆盖  $b$  (记  $a \leq b$ ) 当且仅当  $a < b$  或  $f(a) = f(b)$ .

**定义 2** 设  $x_i$  为群体  $P_i$  中的一个个体, 用  $S(x_i)$  表示群体中 Pareto 劣于  $x_i$  的个体个数, 称为  $x_i$  的强度值, 即  $S(x_i) = \#\{x_j | x_j \in P_i \text{ 且 } x_i < x_j\}$ , 其中  $\#$  表示集合的基数.

强度指标  $S(x_i)$  反映了个体  $x_i$  在群体  $P_i$  中 Pareto 优于关系的强弱程度. 若  $x_i$  的强度值大, 则群体中劣于的个体多; 若  $x_i$  的强度值小, 则群体中劣于的个体少, 从而可以根据强度值来对群体中的个体进行排序. 对于强度值相等的情况, 则比较它们违反约束的程度. 然而仅仅使用上述 Pareto 强度排序的算法效果不稳定. 究其原因, Pareto 强度是求向量  $(s_1(x), s_2(x))$  的最小值, 若算法找到的最优点  $x^*$  不满足  $s_2(x^*) = 0$ , 则  $x^*$  就不是原问题的解. 所以, 在使用 Pareto 强度排序时, 不仅要求  $(s_1(x), s_2(x))$  的最小值, 还应使  $s_2(x)$  趋于 0.

### 4 违反数据依赖关系的无效染色体的解决

单点杂交会导致大量无效染色体的出现. 由于杂交导致的无效染色体主要是违反数据依赖关系, 也就是类型(3)的无效染色体. 所谓单点杂交就是在染色体中随机选择一点, 将其分为左右两部分, 然后将一对父染色体的左部分或者右部分相互交换, 产生一对新的子染色体.

将图 2(a)中的两个调度分配图作为单点杂交的两个父体, 其对应的染色体编码如图 2(b). 在进行单点杂交时, 选择在节点  $o_3$  和  $o_4$  之间将染色体分开, 然后将父染色体的左部分进行交换, 组成的两个子染色体如图 3. 从图 3(a)中可以看出产生的两个染色体对应的调度分配图是都违反数据依赖关系的无效染色体.

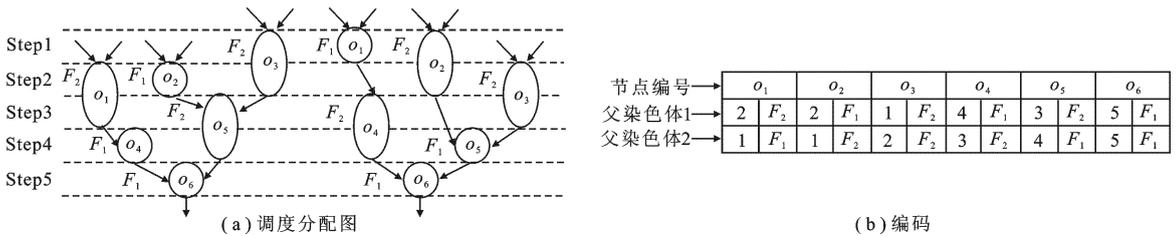


图 2 单点杂交父染色体

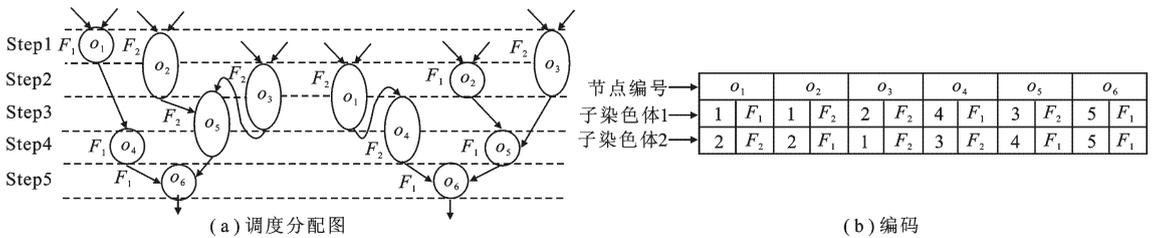


图 3 普通单点杂交的子染色体

通过分析可以得出普通的单点杂交产生无效染色体的原因. 在单点杂交时, 只是随机在染色体中选择一点, 将染色体分成两部分, 然后进行交换, 没有考虑节点间的数据依赖关系. 图 1 将一个染色体分成两组:  $o_1, o_2, o_3$  和  $o_4, o_5, o_6$ . 从调度分配图可以看出, 第 1 组的  $o_1$  与第 2 组的  $o_4$ , 第 1 组的  $o_2$  和  $o_3$  与第 2 组的  $o_5$  都存在数据依赖关系. 从而可以得出, 忽视数据依赖关系的分组策略是无效染色体产生的主要原因.

为了解决由于数据依赖关系导致的无效染色体, 可以在单点杂交染色体分组过程充分考虑节点间的数据依赖关系, 尽可能地使每个分组内的节点间存在较多数据依赖关系, 尽量减少两个分组节点之间的数据依赖关系<sup>[8]</sup>, 这样就可以减少无效染色体的产生. 基于此思想, 杂交操作时, 在父染色体上随机选择一点, 将该节点及其在调度分配图中的所有前导节点分为第 1 组, 剩下的节点称为第 2 组, 这样每一组内的节点都存在较多的数据依赖关系, 只有分到第 1 组的随机节点和分到第 2 组的该随机节点的直接后继间存在数据依赖关系, 才会大大降低两组节点间的数据依赖关系, 降低无效染色体产生的概率. 例如在图 2(a)中, 随机选择

一个节点  $o_5$ , 这样  $o_5$  和其两个前导节点  $o_2, o_3$  分成第 1 组, 剩下的节点  $o_1, o_4$  和  $o_6$  分成第 2 组, 两组间只有节点  $o_5$  和  $o_6$  存在数据依赖关系. 杂交结果如图 4.

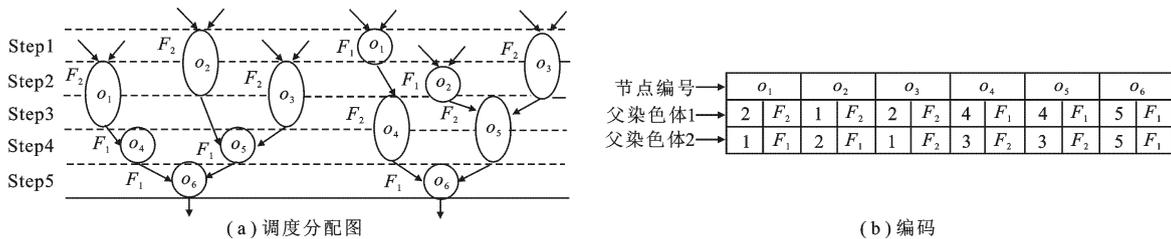


图 4 考虑数据依赖关系时单点杂交产生的子染色体

图 2 的随机划分节点  $o_5$  的直接后继节点  $o_6$  在两个父染色体中都是被调度在第 5 个控制步, 才使杂交结果不存在无效染色体. 但当  $o_6$  在两个父染色体中被调度在不同的控制步时, 情况就会变化. 如图 5(a), 由于随机划分节点  $o_5$  的直接后继节点  $o_6$  在两个父染色体中被调度在不同控制步, 并且其中一个父染色体中节点  $o_6$  的调度控制步与另外一个父染色体节点  $o_5$  的调度控制步相同, 从而导致杂交结果出现一个无效染色体, 如图 5(b) 中的第 2 个调度分配图. 从中可以看出, 在进行单点杂交时, 当一个父染色体随机划分节点的直接后继节点的调度控制步低于或等于另外一个父染色体随机划分节点的调度控制步时, 则包含该直接后继节点的子染色体一定是一个无效染色体, 需要对该染色体进行重新调度和分配来消除该无效染色体. 下面描述一下基于数据依赖的单点杂交算子:

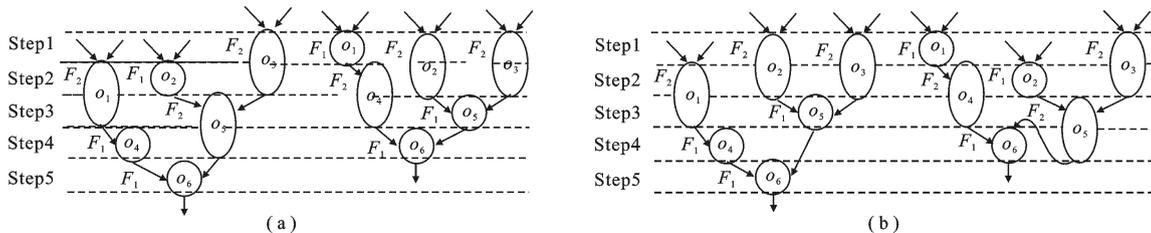


图 5 单点杂交产生无效结果的一种情况

- 步骤 1 在父染色体上随机选择一个划分节点进行分组: 将所选择的随机划分节点及其在调度分配图中的所有前导节点分为第 1 组, 染色体中的剩余节点为第 2 组;
- 步骤 2 相互交换两个父染色体的第 1 组节点, 产生两个子染色体;
- 步骤 3 如果存在一个父染色体随机划分节点的直接后继节点的调度控制步低于或等于另外一个父染色体随机划分节点的调度控制步时, 则对该染色体进行重新调度和分配来消除该无效染色体; 否则转步骤 4;
- 步骤 4 对两个子染色体中每个节点进行功能单元的重新分配. 在不违反数据依赖关系的情况下, 尽量为节点分配更低工作电压的功能单元, 实现功耗优化;
- 步骤 5 杂交算子结束.

## 5 实验结果

在实验过程中选择 5 个基准电路, 功能单元的操作类型、供应电压、功耗、面积和延迟等参照表 1. 多电压为 5.0 V, 3.3 V 和 2.4 V 3 个级别. 遗传算法的种群规模为 50, 进化代数数为 200, 杂交概率为 0.8, 变异概率为 0.1. 操作节点的初始电源设为 5 V, 一个控制步长度为 20 ns. 在多电压调度中采用 5 V, 3.3 V 和 2.4 V 3 个级别的供应电压. 时间约束  $T_{max}$  设置为在 5 V 电压下 ASAP 调度时间  $T$  的 1.5 倍和 2 倍. 面积约束给定一个整数.

在表 2 中  $E_1$  表示 5 V 单电压方法的功耗,  $E_2$  表示文献[4]的多电压功耗优化方法的功耗,  $E_3$  表示不考虑无效染色体处理机制的简单遗传算法多电压功耗优化方法的功耗(下面称“简单遗传功耗优化算法”),  $E_4$

表示采用笔者提出方法的功耗.  $ER_1$  为  $(E_1 - E_2)/E_1 \times 100\%$ , 表示文献[4]的方法相对于 5 V 单电压方法功耗优化的百分比;  $ER_2$  为  $(E_1 - E_3)/E_1 \times 100\%$ , 表示简单遗传功耗优化算法相对于 5 V 单电压方法功耗优化的百分比;  $ER_3$  为  $(E_1 - E_4)/E_1 \times 100\%$ , 表示笔者提出的方法相对于 5 V 单电压方法功耗优化的百分比. 从表 2 可以看到, 在相同的时间和资源约束下, 文献[4]的方法功耗优化范围在 17.46% 到 56.62%, 简单遗传功耗优化算法的功耗优化方法功耗优化范围在 15.5% 到 56.88% 之间, 笔者所提出的方法功耗优化范围在 20% 到 61.82% 之间. 从实验数据上看, 笔者提出的方法功耗优化性能要优于文献[4]中的方法和简单遗传功耗优化算法, 并且笔者提出的方法在功耗优化的稳定性方面要高于简单遗传功耗优化算法.

表 1 元件库及参数

功能单元	操作类型	电压/V	功耗/pJ	延迟/ns	面积
$F_1$	Mult16	5.0	2 504	100	8
$F_2$	Mult16	3.3	1 091	175	8
$F_3$	Mult16	2.4	577	287	8
$F_4$	Add16, Sub16	5.0	181	20	1
$F_5$	Add16, Sub16	3.3	51	35	1
$F_6$	Add16, Sub16	2.4	27	57	1

表 2 基准电路功耗优化结果

基准电路	最大面积	$T_{max}$	$E_1$ /pJ	$E_2$ /pJ	$E_3$ /pJ	$E_4$ /pJ	$ER_1$ /%	$ER_2$ /%	$ER_3$ /%
EWF	28	1.5T	24 738	19 623	20 381	18 372	20.68	17.61	25.73
		2T		16 548	17 593	15 903	33.11	28.88	35.71
Diffeq	26	1.5T	15 429	12 638	11 768	11 225	18.09	23.73	27.25
		2T		10 841	9 476	9 298	29.74	38.58	39.74
Dct	90	1.5T	44 770	36 953	37 490	35 816	17.46	16.26	20.00
		2T		19 421	19 307	17 094	56.62	56.88	61.82
ARF	34	1.5T	42 236	34 801	35 691	34 801	17.60	15.50	17.60
		2T		26 925	28 743	25 720	36.25	31.95	39.10
Wavelet	100	1.5T	74 848	54 267	56 015	48 597	27.50	25.16	35.07
		2T		34 519	34 871	31 591	53.88	53.41	57.79

图 6 给出了 3 种多电压功耗优化方法在两种不同时间和资源约束下的平均功耗优化的折线图, 通过图 6 可以得出笔者提出的方法在 5 个基准电路中, 功耗优化能力都优于其他两种方法. 也可以看出, 简单遗传功耗优化算法在功耗优化方面性能很不稳定, 功耗优化能力时高时低, 原因是该方法忽视无效染色体对解的影响, 这一点也进一步验证了笔者提出方法的有效性.

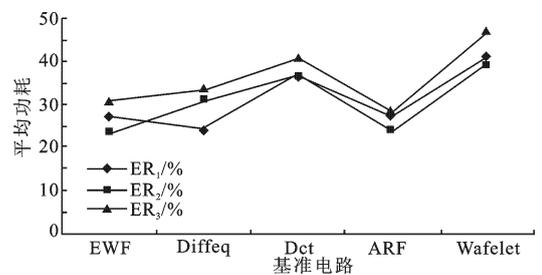


图 6 3 种算法的平均功耗优化对比

## 6 总 结

笔者讨论了在时间与面积约束下, 运用遗传算法同时进行操作调度和资源分配的高层次多电压功耗优化方法, 主要贡献在于通过约束条件的转换, 将约束优化问题转换为无约束问题, 避免约束条件引起的无效染色体. 给出一种新的基于数据依赖的单点杂交算子来避免数据依赖引起的无效染色体. 实验结果证明了该算法的有效性.

### 参考文献:

- [1] 温东新, 杨孝宗, 王玲. 一种 VLSI 高层次综合低功耗设计方案及实现 [J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(7): 1259-1264.

- Wen Dongxin, Yang Xiaozong, Wang Ling. A High Level Synthesis Scheme and Realization for Low Power Design in VLSI [J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(7): 1259-1264.
- [2] Shiue W, Chakrabarti C. Low Power Scheduling with Resources Operating At Multiple Voltages [J]. IEEE Trans on Circuits System, 2000, 47(6): 536-543.
- [3] Kumar A, Bayoumi M, Elgamel M. A Methodology for Low Power Scheduling with Resources Operating At Multiple Voltages [J]. The VLSI Journal, 2004, 37(10): 29-62.
- [4] 王玲, 温东新, 杨孝宗. 时间约束下低功耗的综合方案[J]. 半导体学报, 2005, 26(1): 287-293.  
Wang Ling, Wen Dongxin, Yang Xiaozong. Synthesis Scheme for Low Power Designs Under Timing Constraints [J]. Chinese Journal of Semi-Conductors, 2005, 26(1): 287-293.
- [5] 刘毅, 杨银堂, 王乃迪. 采用相邻耦合动态功耗优化的低功耗布线方法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2007, 34(5): 712-715.  
Liu Yi, Yang Yintang, Wang Naidi. Low Power Routing Method Based on Reducing Adjacent Signal Coupling Dissipation [J]. Journal of Xidian University, 2007, 34(5): 712-715.
- [6] Hermanani H, Saliba R. An Evolutionary Algorithm for the Testable Allocation Problem in High-level Synthesis [J]. J Circuits System Computer, 2005, 14(2): 347-366.
- [7] 周育人, 李元香. Pareto 强度值演化算法求解约束优化问题[J]. 软件学报, 2003, 14(7): 1243-1249.  
Zhou Yuren, Li Yuanxiang, Wang Yong, et al. A Pareto Strength Evolutionary Algorithm for Constrained Optimization [J]. Journal of Software, 2003, 14(7): 1243-1249.
- [8] Hariyama M, Aoyama T. Genetic Approach to Minimizing Energy Consumption of VLSI Processors Using Multiple Supply Voltages [J]. IEEE Trans on Computers, 2005, 54(6): 642-650.

(编辑: 郭 华)

## 简 讯

- ✿ 美国孟菲斯大学助理教授吴奇石博士于 2009 年 5 月 26 日~7 月 2 日来我校讲学访问。吴奇石教授于 2003 年在美国获得路易斯安那州立大学计算机科学博士学位。他的主要研究领域包括:并行和分布式计算,高性能网络、传感器网络,网络安全等。
- ✿ 美国加州大学伯克利分校郁彬教授于 2009 年 6 月 23~27 日来我校进行了学术交流和访问。郁彬教授是国际著名的机器学习与统计专家,目前的研究领域包括:高维数据的统计机器学习、信息理论以及遥感、航空、传感器网络和财政等的数据处理问题。
- ✿ 我校客座教授、经济管理学院学术委员会(海外)副主任、美国纽约福德汉姆大学管理研究所米兰·季林尼(Milan Zeleny)教授于 2009 年 6 月 24~26 日来校进行了学术交流访问。Milan Zeleny 教授于 1972 年在美国罗切斯特大学管理学研究生院获得工商管理学博士学位。他的研究领域包括管理系统、市场经济的经济改革、多目标决策、投资组合选择与风险分析、消费者态度测量、人类直觉、创造性与判断力、模糊集与近似推理、生态组织仿真学等。

摘自《西电新闻》2009.7.5~7.6