

基于多策略离散粒子群算法的 MPRM 电路延时与面积优化

符 强^{1,2},汪鹏君¹,童 楠²,王铭波²,张会红¹

(1. 宁波大学电路与系统研究所,浙江宁波 315211; 2. 宁波大学科学技术学院,浙江宁波 315212)

摘 要: 针对大规模混合极性 Reed-Muller (Mixed Polarity Reed-Muller, MPRM) 逻辑电路的延时与面积优化,提出一种基于多策略离散粒子群优化 (Multi-Strategy Discrete Particle Swarm Optimization, MSDPSO) 的极性搜索方法. 在 MSDPSO 算法中,对粒子进行团队划分,每个团队既执行不同策略,又相互联系,并行完成探索与开发的双重任务. 同时在进化过程中采用高斯调整来激活寻优能力较差的粒子. 结合 MSDPSO 算法和列表极性转换技术,对大规模 MPRM 电路进行延时与面积极性搜索. 最后对 PLA 格式的 MCNC Benchmark 电路进行算法性能测试,结果验证了 MSDPSO 算法的有效性. 与离散粒子群优化 (Discrete Particle Swarm Optimization, DPSO) 算法的优化结果相比较,MSDPSO 算法获取的电路延时平均缩短 8.43%,面积平均节省 38.36%.

关键词: 多策略离散粒子群算法; MPRM 逻辑电路; 延时与面积优化; 极性搜索

中图分类号: TP391.72

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)05-1202-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.05.027

Delay and Area Optimization for MPRM Circuits Based on Multi-strategy Discrete Particle Swarm Optimization

FU Qiang^{1,2}, WANG Peng-jun¹, TONG Nan², WANG Ming-bo², ZHANG Hui-hong¹

(1. Institute of Circuits and Systems, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China;

2. College of Science and Technology, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315212, China)

Abstract: In order to improve the delay and area design of large-scale MPRM circuits, the multi-strategy discrete particle swarm optimization (MSDPSO) is proposed. In MSDPSO, the particles were divided into several teams with different strategy, and each team cooperated with others to promote the exploration and exploitation of the particle population. Meanwhile, the Gaussian adjustment was adopted to activate the worse individuals. Combined with MSDPSO and tabular technique, the best polarity of delay and area was searched for large-scale MPRM circuits. MCNC Benchmarks with PLA format are tested to verify the effectiveness of the MSDPSO, and the results show that MSDPSO has achieved an average saving of 8.46% and 38.73% on delay and area respectively in comparison with the DPSO.

Key words: multi-strategy discrete particle swarm optimization (MSDPSO); MPRM circuits; delay and area optimization; polarity search

1 引言

任意逻辑函数的表达和实现都具有布尔逻辑形式和 Reed-Muller (RM) 逻辑形式. 基于 XOR/AND 或 XNOR/OR 运算的 RM 逻辑在算术电路、奇偶校验电路及通信电路等应用中,具有比布尔逻辑更紧凑的结构

和更好的可测性. 随着电子行业对环保节能要求的不断提高, RM 逻辑设计因其特有优势越来越受到学术界关注. 其中, RM 逻辑电路的延时与面积优化是电路综合和优化技术的重要组成部分,受到了普遍重视.

常用的 RM 逻辑主要有固定极性 RM (Fixed Polarity Reed-Muller, FPRM) 和混合极性 RM (Mixed Polarity

Reed-Muller, MPRM) 两种展开式. 对于 n 个输入变量的逻辑函数, 有 2^n 个固定极性及 3^n 个混合极性, 分别对应着 2^n 种 FPRM 展开式及 3^n 种 MPRM 展开式. MPRM 表达式包含所有 FPRM 表达式, 因此能够获取更优的电路结构.

不同的电路极性对应于不同的电路逻辑展开式, 相应的电路延迟和面积大小也不一样. 因此, 只有确定较佳的电路极性, 才能优化 MPRM 电路的延时和面积^[1]. MPRM 电路极性搜索实质是一个组合优化问题, 对于变量数较少的电路, 可以通过枚举法来实现最优极性的搜索, 但是随着电路规模的增大, 枚举法在有限时间内完成最优极性搜寻任务将变得愈发困难, 需要快速有效的优化算法来搜索电路最佳极性.

群体智能算法, 如离散粒子群优化算法^[2] (DPSO)、遗传算法^[3] (Genetic Algorithm, GA) 及蚁群算法^[4] (Ant Colony Algorithm, ACA) 等是近年发展起来的新型优化方法, 在快速解决大型复杂组合优化问题时具有一定优势, 已得到广泛应用. 在 MPRM 电路优化设计领域, 近年来也出现了关于群体智能算法的应用研究, 并取得一定的成果. 如文献[5]在遗传算法中引入粒子群算法的搜索机制, 提出了一种能有效提高电路面积优化效果的方法; 文献[6]基于多种群协同思想, 并结合三种不同的变异更新方法提出了一种混合多值离散粒子群优化算法, 加快了电路极性优化的速度.

与其他同类算法相比, 模拟鸟群觅食的 DPSO 算法结构简单、易于编程, 同时具有搜索速度快、通用性强等优点. 在线性减小的惯性权重作用下, DPSO 算法中的粒子记录自身最优值, 并追随种群最优个体进行先全局探索后局部开发的寻优策略, 能够迅速定位并捕捉目标. 但是在算法运行后期, 粒子将集聚在局部最优区域, 易于发生早熟状况.

鉴于此, 针对大规模 MPRM 电路的特点, 提出一种基于多策略离散粒子群算法 (MSDPSO) 的 MPRM 电路延时与面积优化方法, 将决定 MPRM 电路延时与面积的电路极性表示为算法中的粒子, 并利用列表技术进行极性转换. 然后通过粒子种群的迭代进化搜索到 MPRM 电路的最佳极性, 优化电路延时与面积设计. 最后将对大规模的 MCNC Benchmark 电路进行测试以验证算法的有效性.

2 极性转换与延时和面积估计模型

2.1 极性转换

在 MPRM 电路中, 逻辑函数 $f(x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_0)$ 有 3^n 个混合极性, 其中极性 p 的 MPRM 展开式可表示为:

$$f^p(x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_0) = \bigoplus_{j=0}^{2^n-1} b_j \pi_j \quad (1)$$

式(1)中, $\bigoplus \sum$ 表示 XOR 运算. $\pi_j = (x_{n-1} x_{n-2} \dots x_j \dots x_0)$ 表示展开式中的第 j 个与项; b_j 是 π_j 的系数, 且 $b_j \in \{0, 1\}$, 表示与项 π_j 在表达式中是否出现. 下标 j 可表示为 $(j_{n-1} j_{n-2} \dots j_i \dots j_0)$, 为二进制形式; p 可表示为 $(p_{n-1} p_{n-2} \dots p_i \dots p_0)$, 为三进制形式. 变量 x_i 在与项中表达式形式如下所示.

$$x_i = \begin{cases} \bar{x}_i, & j_i = 0, p_i = 2 \\ x_i, & j_i = 1, p_i = 2 \end{cases} \quad (2)$$

$$x_i = \begin{cases} 1, & j_i = 0, p_i = 0 \\ x_i, & j_i = 1, p_i = 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$x_i = \begin{cases} 1, & j_i = 0, p_i = 1 \\ \bar{x}_i, & j_i = 1, p_i = 1 \end{cases} \quad (4)$$

在 MPRM 展开式的极性转换算法中, 列表转换技术^[7] 能够实现任意输入变量逻辑函数的快速转换, 是应用最广泛的转换算法之一. 基于列表转换技术的从混合极性 p 转换到极性 q 的算法描述如下所示.

BEGIN:

将极性 p 和 q 分别记为 $(p_{n-1} p_{n-2} \dots p_i \dots p_0)$ 和 $(q_{n-1} q_{n-2} \dots q_i \dots q_0)$, 表示为三进制形式;

将与项系数 j 代表与项, 记为 $(j_{n-1} j_{n-2} \dots j_i \dots j_0)$, 表示为二进制形式;

FOR $i = 1$ TO n

对所有与项 j 做如下操作:

IF $(p_i, q_i) \in \{(0, 1), (1, 0), (2, 1)\}$ THEN

与项 $(j_{n-1} j_{n-2} \dots j_{i+1} 1 j_{i-1} \dots j_0)$ 生成新与项 $(j_{n-1} j_{n-2} \dots j_{i+1} 0 j_{i-1} \dots j_0)$;

IF $(p_i, q_i) \in \{(0, 2), (2, 0), (1, 2)\}$ THEN

与项 $(j_{n-1} j_{n-2} \dots j_{i+1} 0 j_{i-1} \dots j_0)$ 生成新与项 $(j_{n-1} j_{n-2} \dots j_{i+1} 1 j_{i-1} \dots j_0)$;

将所有新与项与极性 p 中的与项进行比较,

IF 新与项和极性 p 中的与项相同 THEN

删除该新与项及极性 p 中的对应与项;

ELSE

将该新与项添加到极性 p 的与项集合中;

IF $(p_i, q_i) \in \{(1, 2), (2, 1)\}$ THEN

将所有与项的第 i 位取反;

END

2.2 延时和面积模型构建

2.2.1 逻辑分解

对 MPRM 电路进行逻辑分解能有效简化电路, 利于延迟优化. 常用的逻辑分解方法是对逻辑电路表达式进行提取公因式操作, 从而不断简化电路结构. 根据 Ashenurst 算法^[8], MPRM 展开式的具体逻辑分解形式如式(5)所示:

$$f(x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_0) = f(A) \cdot f(B) \quad (5)$$

其中, $A = \{x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_i\}$ 和 $B = \{x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_0\}$. 符号“ \cdot ”为与运算.

因此,MPRM 电路展开式的逻辑分解算法描述如下:

```

BEGIN:
  FOR  $i = n - 1$  TO  $1$ 
    将所有与项系数表示为向量  $S = (b_0 b_1 \cdots b_{2^n - 1})$ , 并分解为  $2^{n-i}$ 
    个级, 分别表示为  $S(1), S(2), \dots, S(2^{n-i})$ .
    IF 所有的非零子向量都相等 THEN
      依次执行以下操作:
      令非零子向量  $S_{non}$  表示公因式, 将向量  $S$  表示为  $S = (t_1 t_2 \cdots$ 
       $t_{2^{n-i}}) \otimes S_{non} (t_m \in \{0, 1\}, 1 \leq m \leq 2^{n-i})$ ;
      保存向量  $(t_1 t_2 \cdots t_{2^{n-i}})$ ;
      设置  $S = S_{non}$ ;
    END
  END

```

2.2.2 延时和面积估计模型

在数字逻辑设计中,产生延时的主要因素是逻辑门的传输延迟,电容及其他因素可以忽略.将二输入门的传输延时大小定义为一个单位时间,则可先分解电路为二输入 AND 门和二输入 XOR 门组合,然后进行延时与面积计算.设 $N(U)$ 为二输入门电路网络,将 N 中的节点总数目表示电路面积,而电路延迟可记为二输入门在关键路径的传输延时之和. j 为节点集合 U 中的某一节点,代表一个二输入门,其延迟可表示为^[9]:

$$t_j = 1 + \max(t_{j,a}, t_{j,b}) \quad (6)$$

其中, $t_{j,a}$ 和 $t_{j,b}$ 为节点 j 的输入延迟, t_j 为节点 j 的输出延迟, $j \in U$.

类 Huffman 算法常用于获取逻辑电路的最小延迟.设 $T = T_1 \cdot T_2 \cdot \cdots \cdot T_i \cdot \cdots \cdot T_c$ 为一个 MPRM 展开式,其中 T_i 为第 i 个向量的子展开式, c 为逻辑分解后的终端节点向量个数.令原始输入信号的延时为 0,则 MPRM 电路的延迟分解算法可以描述为:

```

BEGIN:
  FOR  $i = 1$  TO  $c$ 
    利用类 Huffman 法对多输入与门和多输入异或门进行分解,将
    获取的输出信号延时记为  $t_i$ ;
    记  $\{t_1, t_2, \dots, t_c\}$  为  $T$  的输入信号延迟,再次利用类 Huffman 法得
    到  $T$  的输出信号延迟;
  END

```

3 多策略离散粒子群算法 (MSDPSO)

3.1 离散粒子群算法 (DPSO)

在 DPSO 算法中,每个个体的位置和速度都以随机方式在解空间内进行初始化.假设粒子种群中的粒子总数为 m ,搜索空间为 n 维,其中第 i 个粒子在 n 维空间的位置可表示为 $X_i = (x_{i0}, x_{i1}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{in-1})$,其飞行速度可表示为 $V_i = (v_{i0}, v_{i1}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{in-1})$.记个体最优位置 $pbest_i = (pbest_{i0}, pbest_{i1}, \dots, pbest_{ij}, \dots, pbest_{in-1})$,粒子群最优位置 $gbest = (gbest_0, gbest_1, \dots, gbest_j, \dots, gbest_{n-1})$.则个体速度更新分别如式(7)和式(8)所示:

所示:

$$v_{ij}(t+1) = w(t) \cdot v_{ij}(t) + c_1 \cdot \text{random1}() \cdot (pbest_{ij} - x_{ij}(t)) + c_2 \cdot \text{random2}() \cdot (gbest_j - x_{ij}(t)) \quad (7)$$

$$x_{ij}(t+1) = \text{round}(M / (1 + \exp(-v_{ij}(t+1)))) + (M - 1) \cdot k \cdot \text{random3}() \quad (8)$$

其中: t 为当前进化代数; $\text{random1}()$, $\text{random2}()$ 和 $\text{random3}()$ 是 $(0, 1)$ 范围内的随机数; round 为取整操作; $1 + \exp(-v_{ij}(t+1))$ 为 sigmoid 函数; M 是 x_{ij} 的取值状态数量, k 是一常数; c_1 和 c_2 为加速因子,用于调整粒子向 $pbest$ 和 $gbest$ 转移的速度; w 是惯性权重,用于协调粒子群体的开发与探索能力.

3.2 多策略离散粒子群算法 (MSDPSO)

在 DPSO 算法中,由于 $gbest$ 粒子对其他粒子的牵引作用过强,容易引导所有粒子迅速收拢,形成了种群的快速趋同效应,导致算法陷入局部最优解.针对以上缺点,文献[10]借鉴遗传算法机制,提出了一种改进型 DPSO 算法 (HDPSO),该算法在粒子群体陷入早熟状态时,利用精英策略及变异算子以帮助粒子跳出局部最优区域,在一定程度上优化了粒子种群的搜索性能.

近年来,群体智能优化方案中的多策略集成设计研究越来越得到关注^[11,12].多策略集成思想指出,由于所求问题的特征不同,单一的搜索策略不易满足各类要求,因此智能群体在寻优过程中应提供多种搜索策略,并通过策略整合来平衡探索和开发的双重要求.鉴于此,提出了一种基于多策略的离散粒子群算法,通过组建具有不同寻优策略的粒子团队,设置相应的策略集成方案,来实现探索和开发的并行操作.

3.2.1 多策略划分

将种群中的粒子按比例分为执行不同策略行为的两个团队:senior team 和 junior team.其中 senior team 执行开发活动,而 junior team 承担探索任务.具体策略划分方案如下:

对于 senior team 中的个体,其主要任务为快速高效地进行局部开发.令 senior team 中的粒子围绕着种群最优个体,按照式(7)和式(8)搜索当前最优区域中的最优解.为了进一步提高寻优效率,该队所有粒子在完成跟随行为后,将再次以高斯搜索模式进行一次随机游走,寻找自身当前位置附近可能存在的更好值.此时速度更新公式调整为式(9):

$$v_{ij}(t+1) = c_3 * \text{gaussian} \quad (9)$$

其中,gaussian 为服从均值为 0,方差为 1 的随机数; c_3 为一常数.

对于 junior team 中的个体,其主要任务为扩展粒子视野,增加粒子行为多样性.设置 junior team 中的粒子在

每一次迭代进化中以概率 ρ 靠近在 senior team 中随机选择的某个粒子,而以 $1-\rho$ 的概率执行相反操作.因此, junior team 中粒子的速度更新公式可由式(10)表示:

$$v_{id}(t+1) = \text{sgn}(\text{random4}() - (1-\rho)) \cdot (w(t) \cdot v_{ij}(t) + c_1 \cdot \text{random1}() \cdot (pbest_{ij} - x_{ij}(t)) + c_2 \cdot \text{random2}() \cdot (Xs_{ij}(t) - x_{ij}(t))) \quad (10)$$

其中, $Xs_{ij}(t)$ 是在 senior team 中随机选择的粒子个体; $\text{random4}()$ 是 $(0, 1)$ 范围内的随机数; $\text{sgn}(x)$

$$= \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases}$$

junior team 中的个体不是追踪 $gbest$, 而是以 senior team 为跟踪目标, 扩大了吸引子的范围, 因此个体视野更为广阔. 同时, junior team 中的个体在一定概率下也存在反向跟踪的可能, 增强了全局探索行为, 预防过多个体陷入同一局部区域.

3.2.2 多策略集成

senior team 负责快速锁定局部搜索目标, 而 junior team 强调保持种群多样性, 扩大搜索区域. 两个团队内的粒子执行不同的学习策略, 具有不同的搜索进化能力, 在种群内部构建探索与开发的并行优化方案, 增加全面寻优的可能性. 当所有粒子完成一轮寻优后, 为进一步提高种群整体搜索性能, 将粒子按照适应度大小进行排序, 并将最差的 10% 个体进行速度高斯调整(速度更新公式如式(9)所示), 以激活种群该部分粒子的寻优能力.

4 基于 MSDPSO 的 MPRM 电路最佳延时和面积极性搜索

在求解 MPRM 电路延时和面积优化问题时, MSDPSO 中的搜索空间维度 D 对应于 MPRM 电路的变量数. 粒子位置对应于电路的极性, 即电路极性可以表示为 $x_i = (x_{i0}, x_{i1}, \dots, x_{iD-1})$, x_{ij} 的取值范围为 $x_{ij} \in \{0, 1, 2\}$, 因此式(8)中的 $M = 3$. MSDPSO 中的最优粒子位置 $gbest$ 则表示 MPRM 电路优化搜索中的最佳极性.

4.1 粒子更新及域约束

对于 senior team 中的粒子, 按照式(7)、式(8)、式(9)进行速度及位置更新; 对于 junior team 中的粒子按照式(8)、式(10)进行更新操作.

为了防止粒子由于飞行过快而失去控制, 应对其速度进行约束, 如式(11)所示:

$$v_{ij}(t+1) = \begin{cases} -v_{\max}, & v_{ij}(t+1) < -v_{\max} \\ v_{\max}, & v_{ij}(t+1) > v_{\max} \end{cases} \quad (11)$$

同时限制粒子在合理区间内飞行, 由于 $x_{ij} \in \{0, 1, 2\}$,

于是可得位置约束表达式如下所示:

$$x_{ij}(t+1) = \begin{cases} 0, & x_{ij}(t+1) < 0 \\ 2, & x_{ij}(t+1) > 2 \end{cases} \quad (12)$$

4.2 适应度函数

MPRM 电路的极性优劣决定其延时和面积的大小, 某一极性越好, 则说明该极性对应电路的延时与面积越小. 因此 MSDPSO 算法需要对每个极性进行评价, 以确定最优极性值. 结合延时与面积的优化要求, 适应度函数可表示为:

$$\text{fitness}(x_i) = \alpha \cdot \text{area}(x_i) / \text{total_area} + (1-\alpha) \cdot \text{delay}(x_i) / \text{total_delay} \quad (13)$$

其中, $\text{area}(x_i)$ 和 total_area 分别为是第 i 个粒子对应的 MPRM 电路面积及所有粒子对应的面积之和. $\text{delay}(x_i)$ 和 total_delay 分别为是第 i 个粒子对应的电路延时和所有粒子对应的延时之和. α 是优化权重系数, 其取值范围为 $[0, 1]$.

4.3 最佳极性搜索

综合以上对 MPRM 电路延时和面积模型的分析, 以及对 MSDPSO 算法的设计, 提出针对 MPRM 电路延时和面积最优化要求的 MSDPSO 极性搜索方案如下:

BEGIN;

初始化粒子的速度和位置, 极性转换得到 MPRM 表达式;

FOR $i = 1$ TO $iteration$

计算每个粒子对应 MPRM 电路的适应度;

将种群根据不同比例分为 senior group 及 junior group;

更新种群内的个体最优位置 $pbest_i$, 和种群最优位置 $gbest$;

对 senior group 中的粒子:

通过式(7)、式(8)对粒子进行速度、位置更新;

利用式(9)、式(8)对粒子的新位置进行高斯搜索, 如果更优, 则替换粒子;

对 junior group 中的粒子:

在 senior group 中随机选择一个粒子, 并通过式(10)和式

(8)对 junior group 中的粒子进行速度及位置更新;

根据适应度大小对种群进行排序, 将排序在后 10% 的粒子个体进行高斯调整;

按照式(11)、式(12)对种群进行速度及位置约束;

END

5 实验与分析

为验证 MSDPSO 算法在求解 MPRM 电路的面积和延时的有效性, 将 MSDPSO 算法与 DPSO 算法和文献[10]中的混合粒子群算法(Hybrid Discrete Particle Swarm Optimization, HDPSO)进行了性能对比. 三种算法均用 c++ 语言实现, 并在 Windows XP 操作系统下, 通过 VC6.0 编译, 程序的硬件环境为 Inter Pentium CPU G645 (2.9GHz) 1.82GB RAM. 测试电路采用 PLA 格式的 MC-NC Benchmark 电路.

在测试实验中, MSDPSO 算法的参数设置为: 优化权

重 $\alpha = 0.5$, 加速因子 $c_1 = c_2 = 1.5$, 粒子总数 $Population = 40$, 迭代进化次数 $iteration = 120$, $c_3 = 0.3$. senior group 与 junior group 的粒子数比例为 8: 2, 惯性权重 w 的最小值 $w_{min} = 0.4$, $w_{max} = 0.9$, $v_{max} = 4$, 参数 $k = 0.2$, $\rho = 0.2$. DPSO 算法与 HDPSO 算法的参数设置与文献[10]相同. 选用 15 个中大规模的 Benchmark 电路^[10] 分别进行了算法测试, 为减小随机数影响, 将所选的电路通过三种算法分别测试 5 次, 并将 5 次优化结果之和作为最终测试结果. MSDPSO、DPSO、HDPSO 算法各自取得最佳极性对应的延时与面积结果如表 1 所示.

表 1 MSDPSO 与其他算法最佳极性对应的延时与面积

benchmark		DPSO		HDPSO		MSDPSO	
name	input	area	delay	area	delay	area	delay
misex3	14	7974	59	6789	56	5465	55
table3	14	9819	60	9046	60	7176	57
mp2d	14	99	29	101	28	81	28
b12	15	121	34	128	31	97	30
dk48	15	68	20	61	20	28	14
in0	15	4503	54	4346	54	3225	50
spla	16	138	31	135	30	132	28
t481	16	794	38	782	38	596	38
pm1	16	59	21	61	20	47	20
cm163a	16	174	36	183	35	106	31
table5	17	286	31	292	30	243	31
t2	17	401	39	399	39	306	39
set	19	369	42	373	36	332	39
in2	19	4102	57	3972	56	3023	56
mm4a	20	662	43	617	43	472	41

表 2 MSDPSO 算法相对其他算法的优化率

Benchmark		MSDPSO 相对 DPSO 的优化率		MSDPSO 相对 HDPSO 的优化率	
name	Input	Optr_area	Optr_delay	Optr_area	Optr_delay
misex3	14	45.91%	7.27%	24.23%	1.82%
table3	14	36.83%	5.26%	26.06%	5.26%
mp2d	14	22.22%	3.57%	24.69%	0.00%
b12	15	24.74%	13.33%	31.96%	3.33%
dk48	15	142.86%	42.86%	117.86%	42.86%
in0	15	39.63%	8.00%	34.76%	8.00%
spla	16	4.55%	10.71%	2.27%	7.14%
t481	16	33.22%	0.00%	31.21%	0.00%
pm1	16	25.53%	5.00%	29.79%	0.00%
cm163a	16	64.15%	16.13%	72.64%	12.90%
table5	17	17.70%	0.00%	20.16%	-3.23%
t2	17	31.05%	0.00%	30.39%	0.00%
set	19	11.14%	7.69%	12.35%	-7.69%
in2	19	35.69%	1.79%	31.39%	0.00%
mm4a	20	40.25%	4.88%	30.72%	4.88%
平均值		38.36%	8.43%	34.70%	5.02%

表 2 为 MSDPSO 算法相对 DPSO 算法及 HDPSO 算法的优化率, 其中, 优化率 $Optr_area$ 、 $Optr_delay$ 的计算公

式为:

$$Optr_area = (OA1(OA2) - OA3) / OA3 \quad (14)$$

$$Optr_delay = (OD1(OD2) - OD3) / OD3 \quad (15)$$

其中, $OA1$ 、 $OA2$ 、 $OA3$ 分别为 DPSO、HDPSO、MSDPSO 算法搜索到的面积最优解; $OD1$ 、 $OD2$ 、 $OD3$ 分别为 DPSO、HDPSO、MSDPSO 算法搜索到的延时最优解.

从表 1、2 的测试数据看出, 与 DPSO 算法及 HDPSO 算法相比, MSDPSO 算法能获取更小的电路面积和更短的电路延时. 如 dk48 电路, MSDPSO 算法相比其他算法的面积优化率分别达到 142.86% 和 117.86%, 延时优化率均为 42.86%. 虽然在 table5 及 set 测试中, MSDPSO 算法比 HDPSO 算法在延时方面有所延长, 但同时在面积方面获得了更多优化. 就整体测试结果而言, MSDPSO 算法相比 DPSO 算法, 平均面积优化率为 38.36%, 平均延时优化率为 8.43%; 与 HDPSO 算法相比, MSDPSO 算法的平均面积减小了 34.70%, 平均延时缩短了 5.02%.

为了更好地观察 MSDPSO 算法的搜索性能表现, 本文将 MSDPSO、DPSO 和 HDPSO 三种算法的面积与延时迭代进化过程进行比较分析, 结果如图 1、图 2 所示.

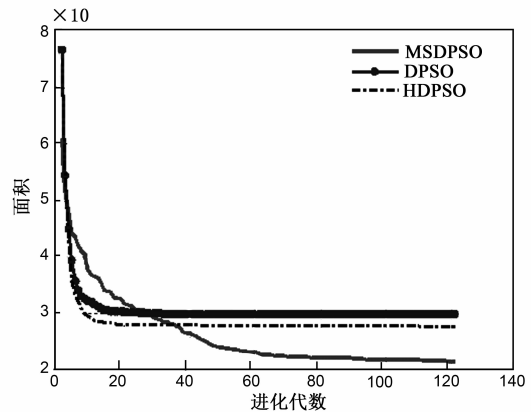


图 1 电路数据集面积进化曲线

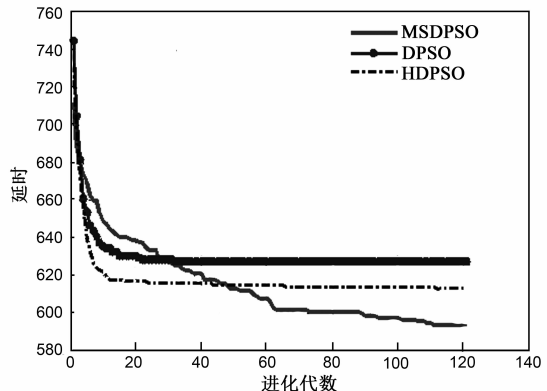


图 2 电路数据集延时进化曲线

图 1、图 2 显示, DPSO 算法和 HDPSO 算法在 20 代左右已经陷入局部最优解, 出现进化停滞. 而 MSDPSO 算法由于具有探索与开发并行能力, 因此能够在整个迭代过

程中都保持不断进化的动力,预防粒子种群发生早熟情况,具有更好的优化性能.

6 结束语

MPRM 电路具有较大的极性搜索空间,有必要寻找一种搜索性能强的智能优化算法来实现电路延时与面积优化设计. 本文通过对 MPRM 电路和粒子群算法的研究,提出一种基于多策略离散粒子群算法的 MPRM 电路延时与面积优化方法. 在种群内部划分不同策略的团队,并行协作完成全局探索和局部开发任务,提高了算法的优化能力. 对 15 个 PLA 格式的 MCNC Benchmark 电路进行了测试,实验结果表明与已有文献相比较,MSDPSO 算法具有更好的优化效率.

参考文献

- [1] 卜登立,江建慧. 基于对偶逻辑的混合极性 RM 电路极性转换和优化方法[J]. 电子学报,2015,43(1):79-85.
Bu D L, Jiang J H. Dual logic based polarity conversion and optimization of mixed polarity RM circuits[J]. Acta Electronica Sinica,2015,43(1):79-85. (in Chinese)
- [2] 周雅兰,王甲海,黄聪. 求解排列问题的分布估计离散粒子群优化算法[J]. 电子学报,2014,42(3):561-571.
Zhou Y L, Wang J H, Huang C. Estimation of distribution-discrete particle swarm optimization algorithm for permutation-based problems[J]. Acta Electronica Sinica,2014,42(3):561-571. (in Chinese)
- [3] Yu S W, Wang K, Wei Y M. A hybrid self-adaptive particle swarm optimization-genetic algorithm-radial basis function model for annual electricity demand prediction[J]. Energy Conversion and Management,2015,91:176-185.
- [4] 郑巧仙,李明,李元香,等. 求解双边装配线平衡问题的改进蚁群算法[J]. 电子学报,2014,42(5):841-845.
Zheng Q X, Li M, Li Y X, et al. An improved ant colony optimization for two-sided assembly line balancing problem[J]. Acta Electronica Sinica,2014,42(5):841-845. (in Chinese)
- [5] 俞海珍,蒋志迪,汪鹏君,等. GA-DTPSO 算法及其在混合极性 XNOR/OR 电路面积优化中应用[J]. 计算机辅助设计与图形学报,2015,27(5):946-952.
Yu H Z, Jiang Z D, Wang P J, et al. GA-DTPSO algorithm and its application in area optimization of mixed polarity XNOR/OR circuits[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics,2015,27(5):946-952. (in Chinese)
- [6] 卜登立,江建慧. 基于混合多值离散粒子群优化的混合极性 Reed-Muller 最小化算法[J]. 电子与信息学报,2013,35(2):361-367.
Bu D L, Jiang J H. Hybrid multi-valued discrete particle swarm optimization algorithm for mixed-polarity reed-mull-

er minimization[J]. Journal of Electronics and Information Technology,2013,35(2):361-367. (in Chinese)

- [7] 李辉,汪鹏君,王振海. 混合极性列表技术及其在 MPRM 电路面积优化中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学报,2011,32(3):527-533.
Li H, Wang P J, Wang Z H. Tabular techniques for mixed-polarity and its application in area optimization of MPRM circuits[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics,2011,32(3):527-533. (in Chinese)
- [8] Hryniewicz E, Kotodziński S. An Ashenurst disjoint and non-disjoint decomposition of logic functions in Reed-Muller spectral domain[A]. Proceedings of Mixed Design of Integrated Circuits and System[C]. Warsaw:IEEE,2010. 200-204.
- [9] 王振海,汪鹏君,俞海珍,等. 基于 PSO 算法的 FPRM 电路延时和面积优化[J]. 电路与系统学报. 2012,17(5):75-80.
Wang Z H, Wang P J, Yu H Z, et al. Delay and area optimization for FPRM circuits based on PSO algorithm[J]. Journal of Circuits and Systems,2012,17(5):75-80. (in Chinese)
- [10] Jiang Z D, Wang Z H, Wang P J. Delay-area trade-off MPRM circuits based on hybrid discrete particle swarm optimization[J]. Journal of Semiconductors,2013,34(6):065007.
- [11] Du W, Li B. Multi-strategy ensemble particle swarm optimization for dynamic optimization[J]. Information Sciences,2008,178(15):3096-3109.
- [12] Wang H, Wu Z, Rahnamayan S, et al. Multi-strategy ensemble artificial bee colony algorithm[J]. Information Sciences,2014,279:587-603.

作者简介



符 强 男,1975 年出生,江西赣州人. 博士研究生,讲师,主要研究方向为低功耗集成电路理论与优化设计.

E-mail: fuqiang@nbu.edu.cn



汪鹏君(通信作者) 男,1966 年出生,浙江奉化人. 博士,教授,博士生导师,中国电子学会高级会员,中国计算机学会高级会员,中国电子学会电子线路与系统专业委员会委员,中国计算机学会多值逻辑与模糊逻辑专业委员会委员. 主要研究方向为多值逻辑和低功耗集成电路理论与优化设计.

E-mail: wangpengjun@nbu.edu.cn