

量子遗传算法在多输出 Reed-Muller 逻辑电路最佳极性搜索中的应用

汪鹏君^{1,2,3}, 李 辉¹, 吴文晋¹, 王伶俐², 张小颖², 戴 静¹

(1. 宁波大学电路与系统研究所, 浙江宁波 315211; 2. 复旦大学专用集成电路与系统国家重点实验室, 上海 201203; 3. 浙江大学数字技术及仪器研究所, 浙江杭州 310027)

摘 要: 量子遗传算法是一种融合量子计算和遗传算法优点的智能算法, 常用于求解组合优化问题. 本文给出多输出 RM(Reed-Muller) 逻辑电路最佳极性搜索方案, 将量子遗传算法应用到多输出固定极性 RM 电路逻辑优化中. 针对量子遗传算法易陷入局部极值的缺陷, 结合群体灾变思想, 提出一种基于量子遗传算法的多输出 RM 逻辑电路最佳极性搜索算法. 最后对多个大规模 PLA 格式基准电路测试表明: 该算法与基于遗传算法的最佳极性搜索相比, 在优化能力、寻优性能和收敛速度等方面都有不同程度的提高.

关键词: 量子遗传算法; 极性搜索; 多输出 RM 电路; 逻辑优化

中图分类号: TP387 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 05-1058-06

Application of Quantum Genetic Algorithm in Searching for Best Polarity of Multi-Output Reed-Muller Logic Circuits

WANG Peng-jun^{1,2,3}, LI Hui¹, WU Wen-jin¹, WANG Ling-li², ZHANG Xiao-ying², DAI Jing¹

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

2. State Key Laboratory of ASIC and System, Fudan University, Shanghai 201203, China;

3. Institute of Advanced Digital Technologies and Instrumentation, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China)

Abstract: QGA(Quantum Genetic Algorithm) is an intelligent algorithm which colligates the advantages of quantum computation and GA(Genetic Algorithm), which is often used to solve combinatorial problems. In this paper, the method of best polarities of multi-output RM (Reed-Muller) logic circuits is given, and QGA is applied to the optimization of multi-output fixed-polarity RM logic circuits. To deal with the defects of the easily immersing in partial minimum frequently, this paper proposes a QGA based multi-output RM best polarity search algorithm which combined with community disaster. Finally, through several large-scale PLA format benchmarks testing, results show that QGA based search algorithm has higher performance than GA based in optimization, search and convergence.

Key words: quantum genetic algorithm; polarity search; multi-output RM circuits; logic optimize

1 引言

随着集成电路技术的快速发展以及电路规模的不断扩大, 芯片的面积、功耗和速度已成为集成电路优化设计的主要性能指标. 在电路逻辑优化过程中, 布尔函数最小化对提高电路性能起关键作用, 因此受到国内外学者的广泛关注. 以往的布尔函数最小化主要针对以 AND/OR 为基础的逻辑函数, 事实上以 AND/XOR 进行展开的 Reed-Muller(RM) 逻辑不仅可以表示任意逻辑表

达式, 而且与用 AND/OR 实现的传统逻辑电路相比, 其实现的电路(如算术电路、奇偶校验电路、通信电路等)不仅在面积、功耗和速度等方面表现出了较大的优势, 而且具有更好的测试性^[1]. n 变量的逻辑函数有 2^n 个不同的固定极性 RM(Fix-Polarity Reed-Muller, FPRM) 逻辑表达式, 极性决定 RM 逻辑表达式的繁简, 进而影响 RM 逻辑电路面积、功耗和速度等性能指标, 因此为了实现 RM 逻辑电路面积和功耗的优化, 进行 RM 逻辑电路的最佳极性的搜索就显得十分必要. 采用枚举法可以

获得功耗和面积最优的 RM 逻辑表达式,但 n 变量 RM 逻辑电路枚举法搜索空间为 2^n ,因此此类算法仅适用于小规模电路优化.文献[2]提出一种基于 XOR/AND 逻辑低功耗最佳极性搜索算法,此算法仅限于单输出 RM 逻辑电路,文献[3]研究基于遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的多输出 RM 逻辑电路的优化算法,但鉴于 GA 全局寻优能力差、易早熟和收敛性能差等缺点,亟需一种适用于实现针对多输出 RM 逻辑电路优化的高效智能搜索算法.

在近期发展起来的众多智能算法中,量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA)是一种比较适合实现大规模 RM 逻辑最佳极性搜索的算法^[4,5].QGA 是量子计算理论和遗传算法原理相结合的产物,它以量子理论和量子计算为基础,采用量子比特实现染色体编码,以量子门作用和量子门更新来完成进化搜索,故具有种群规模小、全局寻优能力强、收敛速度快和计算时间短等特点,被广泛应用于求解组合优化问题之中^[6,7].鉴此,本文通过对 QGA 和 RM 逻辑电路的研究,将 QGA 应用到多输出 RM 逻辑电路优化中,融合群体灾变思想,提出一种适用于大规模多输出 RM 逻辑电路的最佳极性搜索算法.通过对多个大规模的 MCNC 及 ISCAS 基准电路测试,实验结果表明相比文献[3]提出的基于 GA 的最佳极性搜索,QGA 在多输出 RM 电路逻辑优化方面具有更高的命中率、更快的收敛速度以及更好的寻优效率.

2 多输出 RM 逻辑电路最佳极性搜索

任意一个有 n 个输入变量和 M 个输出变量的 RM 逻辑表达式可以表示成^[8]:

$$f_k(x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_0) = \bigoplus_{i=0}^{2^n-1} b_{ik} \pi_i \quad (1)$$

其中, $k=0, 1, \dots, M-1$; i 可用二进制形式 $i_{n-1}i_{n-2}\dots i_0$ 表示;“ \bigoplus ”表示 XOR 运算; π_i 表示与项,并用下标 i 区分; b_{ik} 表示 π_i 项是否在表达式中出现,如出现 b_{ik} 为 1,否则为 0; π_i 可进一步表示为

$$\pi_i = \bar{x}_{n-1} \bar{x}_{n-2} \dots \bar{x}_0, \bar{x}_j = \begin{cases} 1, & i_j = 0 \\ x_j, & i_j = 1 \end{cases} \quad (2)$$

其中 $j=0, 1, \dots, n-1$.对于固定极性 $P(0 \leq P < 2^n)$ 可用二进制形式 $p_{n-1}p_{n-2}\dots p_0$ 表示,每个变量在式(2)中只能以原变量或反变量的形式出现:若 p_j 为 0 则相应的变量为原变量,即 $x_j = x_j$,否则为反变量,即 $x_j = \bar{x}_j$.

在单输出 RM 逻辑表达式中,仅用 π_i 这一信息就能表示该表达式,而在多输出 RM 逻辑表达式中由于同一个 π_i 可能出现在不同 f_k 中,为了表示多输出 RM 逻辑表达式,定义了一组信息对 (π_i, o_i) ,其中 o_i 为输出项, o_i 根据 π_i 在 f_k 中所出现的情况而定, $o_i = c_{M-1}c_{M-2}$

$\dots c_k \dots c_0$,其中 $k=0, 1, \dots, M-1$, c_k 表示 π_i 是否在 f_k 中出现,且 $c_k = b_{ik}$.

n 变量的逻辑函数具有 2^n 个固定极性,与之相对应的有 2^n 个不同的 FPRM 逻辑表达式,不同的极性对应不同的 RM 逻辑表达式,相应的面积也不尽相同.通过某种搜索算法得到面积最优(或近似最优)的 RM 逻辑电路所对应的极性,而这一搜索过程即为 RM 逻辑电路最佳极性搜索.因此为了检验某一极性在面积方面的优劣,首先需要得到该极性下的 FPRM 逻辑表达式,然后对此表达式所对应电路面积进行估算.一般 FPRM 逻辑表达式通过以下两种方式获得:(1)从布尔函数通过固定极性转换算法得到;(2)从已有的 FPRM 逻辑表达式通过极性间转换算法得到.本文先从布尔函数与项表达式得到 0 极性的 FPRM 逻辑表达式,然后通过极性转换算法得到任意极性的 FPRM 逻辑表达式.通常电路面积与电路所需的两输入逻辑门数成正比,因此需要把 RM 逻辑电路中的多输入 XOR 和 AND 门分解成两输入 XOR 和 AND 门,而后相加得到电路的面积代价.

首先根据文献[9]所提出的固定极性转换算法,将多输出与项表达式转换为极性 0 下的 FPRM 逻辑表达式.例如,一个 4 输入,2 输出的函数在极性 0 下表示为

$$\begin{cases} f_0 = x_1 \oplus x_3 x_0 \oplus x_3 x_2 \\ f_1 = x_1 \oplus x_2 x_1 \oplus x_3 \oplus x_3 x_0 \end{cases} \quad (3)$$

乘积项 $\{x_1\}, \{x_3 x_0\}$ 在 f_0 和 f_1 中出现,则其所对应的编码 $o = c_1 c_0 = 3(11)$;乘积项 $\{x_2 x_1\}, \{x_3\}$ 在 f_1 中出现,则其所对应的编码 $o = c_1 c_0 = 2(10)$;乘积项 $\{x_3 x_2\}$ 在 f_0 中出现,则其所对应的编码 $o = c_1 c_0 = 1(01)$.因此,式(3)多输出逻辑函数可表示为 $\{(2, 3), (6, 2), (8, 2), (9, 3), (12, 1)\}$,电路面积代价为 8 门.

然后根据极性间转换算法得到任意极性下 RM 逻辑表达式,设“ \oplus ”和“ $\&$ ”分别表示按位异或和与运算,当前极性 P_1 转换到任意极性 P_2 下 FPRM 逻辑表达式的转换算法为:

(1)把极性 P_1 下 RM 逻辑表达式的信息对加入集合 C_0 ,并生成一个新空集 C_N ,用来存放结果,计算 $P = P_1 \oplus P_2$,也就是将 P 中 P_1 与 P_2 极性不同的位置 1,相同的位置 0.

(2)对 C_0 中的信息对 (π_i, o_i) ,计算 $c_k = \pi_i \& P$,并进行以下操作:

(a)如果 $c_k = 0$,说明极性的改变不会影响 π_i 的表示, (π_i, o_i) 直接加入集合 C_N .

(b)如果 $c_k \neq 0$,在 c_k 的二进制数表示形式中所有为 1 的位作为展开位,找出 π_i 在展开位上覆盖的所有与项,并与 o_i 组成新的信息对,将所有新信息对加入集合 C_N .

(3) 由于与项 π_i 在集合 C_N 中是唯一的, 而不同的 π_i 可对应不同的输出项, 因此将 (π_i, o_i) 加入 C_N 时, 若 π_i 没有在集合中出现, 那么把 (π_i, o_i) 直接加入 C_N ; 否则先把 $(\pi_i, o_i \oplus o'_i)$ 加入 C_N , 当 $o_i \oplus o'_i = 0$ 时, 再将 $(\pi_i, o'_i \oplus o)$ 从 C_N 中删除。

(4) 针对 C_0 中所有信息对重复步骤(2)和(3), 最后所得集合 C_N 中元素即为极性 P_2 下 RM 逻辑表达式信息对。

例如将式(3)转换到极性 5(0101)时, 表示为 $\{(2, 1), (6, 2), (9, 3), (12, 1)\}$, 即为

$$\begin{cases} f_0 = x_1 \oplus x_3 \bar{x}_0 \oplus x_3 \bar{x}_2 \\ f_1 = \bar{x}_2 x_1 \oplus x_3 \bar{x}_0 \end{cases} \quad (4)$$

面积代价为 6 门, 则极性 5 比极性 0 下 RM 逻辑电路面积小。

3 基于 QGA 的最佳极性搜索

QGA 利用量子计算中量子比特、量子叠加态的概念和理论, 以量子比特编码染色体, 采用量子旋转门和群体突变操作实现染色体的演化, 具有良好的寻优能力和种群多样性。

3.1 量子比特编码和染色体初始化

在量子计算中, 最小的信息单元是量子比特(quantum bit), 像经典比特有一个状态(0 或 1), 量子比特也有一个状态, 量子比特的两个可能状态是 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$, 而且量子比特可以为 $|0\rangle$ 或 $|1\rangle$, 称为计算基态(computational basis state), 还可以为两者任意线性组合, 称为叠加态(superposition)^[10], 例如

$$|\Psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (5)$$

其中 α 和 β 是复数, 分别为 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅, $|\alpha|^2$ 和 $|\beta|^2$ 分别表示量子比特为 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率, 且需满足条件 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 。

传统的 GA 普遍采用二进制、实数、符号等染色体编码方式, 而在 QGA 中, 使用多量子比特作为染色体。设一个 QGA 染色体由 n 位量子比特组成, 则其编码形式为

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} \alpha_{n-1} & \alpha_{n-2} & \cdots & \alpha_0 \\ \beta_{n-1} & \beta_{n-2} & \cdots & \beta_0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中每个基因不仅可以表示 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$, 而且包括了两者的叠加态, 也就是说染色体不再表示一个确定信息, 而是一个可能信息, 任何对染色体的操作都会直接影响这个信息。因此, 采用量子比特编码可以让染色体同时表达多个叠加态, 使得 QGA 具有优秀的种群多样性。

根据量子力学理论, 经过量子测量之后, 叠加态会坍缩至某一个计算基态, 此时染色体可以表示为一个二进制数, 且 RM 逻辑表达式的极性 P 也表示成二进

制数形式 $p_{n-1}p_{n-2}\cdots p_0$, 因此在基于 QGA 的最佳极性搜索中, 可以用染色体直接表示极性, 其中 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 分别为 $p_j = 0$ 和 $p_j = 1, 0 \leq j \leq n-1$ 。通常在染色体初始化时, 所有基因给定一个相同的叠加态, 即

$$\mathbf{q}^0 = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & \cdots & 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & \cdots & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

由于 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 具有相同的概率幅, 使基因处于稳定状态, 初次测量后染色体具有均匀分布特性。

3.2 量子测量方式和适应度函数

设一个染色体包含 n 个量子比特, 经过一次量子测量后, 每个量子比特塌缩至某一个计算基态, 则长度为 n 的量子比特能同时表达 2^n 个状态, 状态的确定与量子测量有直接的关系^[11]。在 QGA 中对量子测量有以下定义: 对染色体中每位量子比特产生一个 $[0, 1]$ 之间的随机数, 设第 i 位量子比特产生的随机数为 r_i , 若 $r_i < |\beta_i|^2$, 则其测量值为 0, 即 $p_i = 0$, 否则测量值为 1, $p_i = 1$ 。

QGA 中个体的适应度值必定与所搜索到的极性有直接或较为直接的关系。但极性只是一个数字, 本身并不能反映其优劣程度, 真正能反映极性优劣的是与之相对应的 RM 逻辑电路的面积。由式(1)可知, 多输出 RM 逻辑电路由 AND 和 XOR 门组成, 因此 AND 和 XOR 门的数量直接反映了该极性下电路面积。通常在电路面积估计过程中需要将多输入 AND 和 XOR 门分解成二输入 AND 和 XOR 门, 则定义此算法的适应度函数为

$$fitness(P) = 1/(C_{AND}(P) + C_{XOR}(P)) \quad (8)$$

其中, $C_{AND}(P)$ 和 $C_{XOR}(P)$ 分别表示此个体在极性 P 下二输入 AND 门和 XOR 门数, 因此 $fitness(P)$ 越大, 则对应的极性 P 越优。

3.3 量子旋转门操作

传统 GA 采用交叉、变异等操作保持种群多样性, 而 QGA 采用量子旋转门作用于每个基因, 同时起进化和保持种群多样性的作用。量子旋转门操作主要是将特殊的酉(unitary)算子作用于量子叠加态, 起干涉及相位改变的作用, 从而改变叠加态的概率幅^[12]。量子旋转门 G 表示为

$$G = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (9)$$

量子旋转门操作表示为

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, α'_i 和 β'_i 表示操作后染色体第 i 位量子比特的概率幅, $\theta_i (i = 0, 1, \cdots, n-1)$ 表示第 i 位量子比特所对应的量子旋转门的旋转角, 其符号(正或负)决定算法收敛的方向, 值决定算法收敛的速度和效率。

QGA 中量子旋转门旋转角度 θ_i 的大小和方向的确 定采用如下调整策略: $\theta_i = \Delta\theta_i \cdot s(\alpha_i, \beta_i)$, 其中 $\Delta\theta_i$ 和 $s(\alpha_i, \beta_i)$ 分别表示旋转的角度和方向, 取值如表 1 所示, 表中“*”表示可以取任意值. 该调整策略将待调整个体当前测量值的适应度 $f(x)$ 与已保存的最优解的适应度 $f(b)$ 进行比较, 如果 $f(x) > f(b)$, 则调整个体中相应量子比特, 使概率幅对 (α_i, β_i) 向着有利于 x_i 出现的方向演化; 反之, 如果 $f(x) < f(b)$, 则调整个体中相应量子比特, 使概率幅对 (α_i, β_i) 向着有利于 b 出现的方向演化.

表 1 旋转角调整策略

x_i	b_i	$f(x) > f(b)$	$\Delta\theta$	$s(\alpha_i, \beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	*	0	*	*	*	*
1	1	*	0	*	*	*	*
0	1	False	Delta	+1	-1	0	± 1
0	1	True	Delta	-1	+1	± 1	0
1	0	False	Delta	-1	+1	± 1	0
1	0	True	Delta	+1	-1	0	± 1

表 1 中, Delta 为每次调整的角步长, 必须合理选取, Delta 值太大, 算法容易陷入局部极值而出现早熟现象; Delta 值太小, 算法的搜索速度就很慢, 甚至会处于停滞状态. 因此使用动态调整 Delta 策略, 随着进化代数的增加, Delta 值逐渐减小. 在此算法中, 定义 Delta 为

$$\Delta\theta = (\theta_{\max} - \theta_{\min}) \cos(t/2t_{\max}) + \theta_{\min} \quad (11)$$

其中 θ_{\max} 和 θ_{\min} 分别为最大值和最小值, $0.005\pi \leq \theta_{\min} < \theta_{\max} \leq 0.1\pi$, 且 t 和 t_{\max} 分别为当前进化代数和最大进化代数.

3.4 群体灾变操作

为更好的解决 QGA 易陷入局部极值的问题, 除了采用旋转角调整策略和量子门更新操作的染色体演化机制外, 还引入群体灾变操作的染色体演化机制^[11]. 在进化过程中, 连续 N 代的最优个体无任何变化时, 表明算法已陷入局部极值, 此时实行群体灾变操作, 即对进化过程中的种群施加扰动, 使其脱离局部极值, 开始新的搜索. 具体操作为: 随机产生对染色体中每位量子比特产生一个 $[0, \pi/2]$ 之间的随机数, 设第 i 位量子比特产生的随机数为 γ_i , 则 $\alpha_i = \cos(\gamma_i)$, $\beta_i = \sin(\gamma_i)$. 引入群体灾变操作可以使算法尽快摆脱进化迟钝状态, 提高寻优能力和搜索成功率.

3.5 算法流程

通过上述讨论, 可将 QGA 成功应用于多输出 RM 逻辑电路最佳极性搜索中, 其算法流程如下, 其中 $Q(t)$ 表示第 t 代的种群, $P(t)$ 表示 $Q(t)$ 的观察值.

Search for best polarity by QGA

begin

Read PLA file;

$t \leftarrow 0$;

Initialize the population $Q(t)$;

Measure the population $Q(t)$ and obtain the determined polarity $P(t)$;

Evaluate $P(t)$ by area estimating model;

Store the best polarity among $P(t)$;

while ($t \leq$ Generation Size) do

begin

$t \leftarrow t + 1$;

Measure the population $Q(t - 1)$ and obtain the determined polarity $P(t)$;

Evaluate $P(t)$ by area estimating model;

if (trap in local optimal solution is true)

Population catastrophe operation;

else

Update the population $Q(t)$ by applying the quantum rotation;

Store the best polarity among $P(t)$;

end

end

图 1 基于 QGA 的多输出 RM 逻辑电路最佳极性搜索算法流程

4 实验结果和分析

本文所提出的算法均用 C 语言实现, 通过 GNU C 编译器编译, 在 Linux 操作系统运行, 程序的运行环境为奔腾 4 CPU(2.8GHZ), 1G 内存. 测试电路采用 MCNC 和 ISCAS 基准电路, 若所用基准电路不是 PLA 格式文件, 则使用电路逻辑综合与优化工具 SIS 转换成 PLA 格式. 根据文献[9]提出的固定极性转换算法将 PLA 格式文件所描述的布尔函数转换成 0 极性下的 RM 逻辑表达式, 然后分别使用文献[2]所提穷尽搜索算法、文献[3]所提 GA 和本文所提 QGA 实现最佳极性搜索, 其中穷尽搜索算法能够得到准确的最佳极性值, 将其作参考, 进而比较 GA 和 QGA 的优化搜索性能.

在实验过程中, GA 的种群个数、最大进化代数、交叉率和变异率分别取 50、120、0.5 和 0.05, QGA 的种群个数、最大进化代数、 θ_{\max} 和 θ_{\min} 分别取 50、120、 0.1π 和 0.01π , 陷入局部最优的条件为连续 5 代最优结果无变化. 实验针对 10 个大规模的基准电路, 每个电路分别进行了 20 次测试, 测试结果如表 2 所示: 列 1 为基准电路名称; 列 2、3 分别为所用电路的输入和输出个数; 列 4、5 为穷尽搜索算法得到电路最优极性下的面积代价和 CPU 运行时间; 列 6、7、8 和列 9、10、11 分别为 GA 和

QGA 所得平均面积代价、平均收敛代数以及未命中最佳极性的测试次数.

表 2 最佳极性搜索实验数据

Name	n	o	ES ^[2]		GA ^[3]			QGA		
			C _{ES}	t _{CPU} (s)	C _{GA}	CG _{GA}	B _{GA}	C _{QGA}	CG _{QGA}	B _{QGA}
table3	14	14	16650	57.9	16685	37	3	16650	8	0
misex3c	14	14	13531	43.7	13549	37	5	13531	24	0
misex3	14	14	28264	47.1	28305	43	2	28264	6	0
alu4	14	8	25627	42.6	26275	44	11	25676	14	1
b12	15	9	264	1.7	268	60	5	264	6	0
t481	16	1	40	1.5	40	36	0	40	6	0
pdc	16	40	13068	587.58	13181	30	2	13068	8	0
table5	17	15	24466	1347.8	24502	46	1	24466	9	0
pcle	19	9	114	50.5	116	48	16	115	15	1
cml50a	21	1	378	263.3	384	106	19	379	41	6

为了研究算法的性能,根据表 2 作以下定义:

平均电路面积节省率为

$$R_{Save} = \frac{\sum (C_{GA} - C_{QGA})}{\sum C_{QGA}} \times 100\% \quad (12)$$

平均最佳极性命中增长率

$$R_{Success} = \frac{\sum (B_{GA} - B_{QGA})}{200 - \sum B_{QGA}} \times 100\% \quad (13)$$

平均收敛速度提高率为

$$R_{Speed} = \frac{\sum \left(\frac{1}{CG_{QGA}} - \frac{1}{CG_{GA}} \right)}{\sum \frac{1}{CG_{QGA}}} \times 100\% \quad (14)$$

从表 2 所示实验数据可知,与 GA 实现最佳极性搜索相比,QGA 所得的平均电路面积节省 0.7%,平均最佳极性命中率和收敛速度分别提高 29.2% 和 71.9%。由此可知,QGA 相比传统的 GA 实现最佳极性搜索,具有更高的优化能力、更稳健的搜索性能和更快的收敛速度。

5 结论

本文通过建立多输出 RM 逻辑电路面积估计模型,将其与极性转换算法、引入群体突变后的量子遗传算法相结合,提出了一种针对多输出 RM 逻辑电路的最佳极性搜索技术,使搜索到的最佳极性电路面积优化。通过对 10 个大规模的 PLA 基准电路测试表明,相比传统的 GA,利用 QGA 的低功耗最佳极性搜索具有搜索效率高、算法性能稳定、收敛速度快等优点,并且算法搜索到的最佳极性所对应的 RM 逻辑电路在面积方面有显

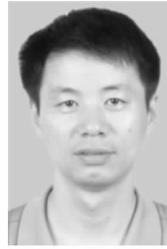
著优化。在以后研究中,将根据 RM 逻辑电路功耗估计模型和延时影响,进一步考虑面积和功耗折衷,在不影响电路速度的前提下,实现大规模 RM 逻辑电路面积和功耗的同时优化。

参考文献:

- [1] R Drechsler, H Hengster, H Schäfer, J. Hartmann, B. Becker. Testability of 2 - level AND/EXOR circuits [J]. Journal of Electronic Testing: Theory and Applications (JETTA), 1999, 14(3): 219 - 225.
- [2] Y Xia, B. Ali, A E A. Almaini. Area and power optimization of FPRM function based circuits [A]. Proceedings-IIEEE International Symposium on Circuits and Systems [C]. Bangkok, Thailand, 2003. 329 - 332.
- [3] H Yang, E C Tan. Optimization of multi-output fixed-polarity Reed-Muller circuits using the genetic algorithm [J]. International Journal of Electronics, 1999, 86(6): 663 - 670.
- [4] K H Han, J H Kim. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, ICEC [C]. California, CA, USA, 2000. 1354 - 1360.
- [5] K H Han, K H Park, C H Lee, J H Kim. Parallel quantum-inspired genetic algorithm for combinatorial optimization problem [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, ICEC [C]. Seoul, Korea, 2001. 1422 - 1429.
- [6] 张葛祥,李娜,金炜东,胡来招.一种新量子遗传算法及其应用 [J]. 电子学报, 2004, 32(3): 476 - 479.
Zhang Ge-xiang, Li Na, Jin Wei-dong, Hu Lai-zhao. A Novel Quantum Genetic Algorithm and Its Application [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 476 - 479. (in Chinese)

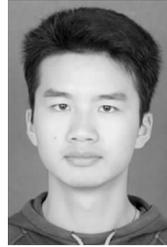
- [7] 熊焰,陈欢欢,苗付友,王行甫.一种解决组合优化问题的量子遗传算法 QGA[J].电子学报,2004,32(11):1855 - 1858.
Xiong Yan, Chen Huan-huan, Miao Fu-you, Wang Xing-fu. A Quantum Genetic Algorithm to Solve Combinational Optimization Problem[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(11): 1855 - 1858. (in Chinese)
- [8] L Wang, A E A. Almaini. Exact minimisation of large multiple output FPRM functions [J]. IEE Proceedings: Computers and Digital Techniques, 2002, 149(5): 203 - 212.
- [9] X Y Zhang, L L Wang, X G Zhou. Efficient RM conversion algorithm for large multiple output functions[A]. 2008 9th International Conference on Solid-State and Integrated Circuits Technology Proceedings, ICSICT 2008 [C]. Beijing, China, 2008. 2300 - 2303.
- [10] B B Li, L Wang. A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for multi-objective flow shop scheduling[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2007, 37(3): 576 - 591.
- [11] N Chen, L Li, Z Ke. QoS multicast routing algorithm based on QGA[A]. Proceedings-2007 IFIP International Conference on Network and Parallel Computing Workshops, NPC 2007, Dalian, China, 2007. 683 - 688.
- [12] Y J Lv, N X Liu. Application of Quantum Genetic Algorithm on finding minimal reduct[A]. Proceedings-2007 IEEE International Conference on Granular Computing, GrC 2007[C]. San Jose. CA, USA, 2007. 728 - 733.

作者简介:



汪鹏君 男,1966 年出生于浙江奉化,教授,博士,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,目前主要从事多值逻辑电路和低功耗集成电路理论及设计方面的研究工作。

E-mail: wangpengjun@nbu.edu.cn



李辉 男,1985 年出生于江西南昌,硕士研究生,主要从事多值逻辑电路和低功耗集成电路理论及设计方面的研究工作。



吴文晋 男,1982 年出生于浙江宁波,硕士研究生,主要从事多值逻辑电路和低功耗集成电路理论及设计方面的研究工作。