

基于 ICEA 的 3D NoC 测试规划研究

许川佩^{1,2}, 凌 景^{1,2}

(1 桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004;

2 广西自动检测技术与仪器重点实验室, 广西 桂林 541004)

摘 要: 采用带分复用的测试方法, 结合自然进化策略的云进化算法(CEA)优化 3D NoC 测试规划, 依据带分复用的特点建立 3D NoC 测试时间优化模型, 在功耗和带宽双重约束下, 采用改进的云进化算法(ICEA)对该模型进行求解, 完成 3D NoC 测试. 以 ITC'02 基准电路为实验对象, 实验结果表明该算法能迅速收敛到适应值最佳的测试规划, 实现 3D NoC 资源内核的最大化并行测试, 提高测试效率, 缩短测试时间.

关键词: 带分复用; 双重约束; 改进云进化算法; 测试规划

中图分类号: TP306

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2016)07—0074—05

Test Scheduling for Three Dimensional Network-on-Chip Based on Improved Cloud Evolutionary Algorithm

XU Chuan-pei^{1,2}, LING Jing^{1,2}

(1 School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China; 2 Guangxi Key Laboratory of Automatic Detection Technology and Instrument, Guilin 541004, China)

Abstract: This paper adopt the test method of bandwidth division multiplexing, based on cloud evolutionary algorithm that combined with the natural evolution strategies to optimize the test scheduling for 3D NoC. Establish test time model according to the features of bandwidth division multiplexing, under the dual constraints of power and bandwidth, the model is solved with improved cloud evolutionary algorithm to complete the test. With ITC'02 test circuit as the simulation object, experimental results show this algorithm can search best test scheduling quickly, maximize the parallel test on 3D NoC resources cores, improve test efficiency and reduce testing time.

Key words: bandwidth division multiplexing; dual constraints; improved cloud evolutionary algorithm; test scheduling

1 引言

三维架构片上网络(3D NoC)通过硅通孔(Through Silicon Vias, TSV)将 2D NoC 进行层与层之间的堆叠, 具有互连线短、集成度高、功耗低、电路抗噪声能力强等特点, 同时在可扩展性和数据传输带宽等方面也有很大的优势^[1]. 但芯片集成度和复杂度的提高使得 3D NoC 中 IP 核的测试变得越来越困难. 因此, 如何在资源利用率最低时, 实现 3D NoC 高效的测试规划是目前亟待解决的问题.

NoC 资源内核测试时将待测核的测试数据分配到固定宽度的 TAM 上, 目前对于 3D NoC 测试规划研究, 文献[2]研究测试端口数量和位置对 NoC 测试规划的影响, 实现了在最少端口对数下完成测试, 但没有考虑任何约束条件. 文献[3]使用多播路由对基于 NoC 的多核 SoCs 的测试时间进行优化, 利用 ILP 算法能有效减小测试时间, 但只考虑了系统中的同构核. 文献[4]通过限制 TSV 的数量对 3D NoC 进行测试规划, 利用云模型的进化算法既缩短了测试时间又提高了 TSV 的利用率.

本文在功耗、带宽双重约束和测试路径无冲突的条件下,采用带分复用的并行测试策略为 IP 核分配合适的带宽,解决测试数据传输带宽与 TAM 带宽不匹配的问题,最大限度的实施 IP 核测试数据的并行传输,协同改进的云进化算法优化测试时间.

2 3D NoC 测试规划

2.1 测试策略

本文对规则的 3D Mesh 结构 NoC 进行测试规划研究,体系结构如图 1 所示,主要包括路由节点、资源节点、资源网络接口^[5]、互连线 and TSV. 3D NoC 中大量的互连线和数据缓冲区等丰富的片上资源,为并行测试提供了硬件支持,且 NoC 利用路由节点完成信息的交换,支持多个数据包并行传输. 资源内核的测试数据重用 NoC 中的路由单元和通信链路作为 TAM,能够减小硬件开销、降低测试成本. 数据的传输采用 XYZ 静态路由算法,该路由算法是目前 3D NoC 中最常用的^[6].

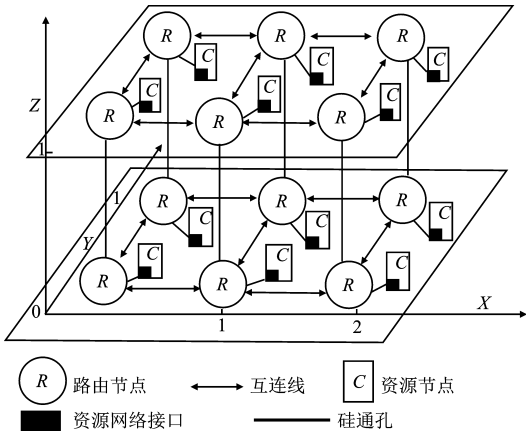


图 1 Mesh 结构的 3D NoC

2.2 规划模型

本文采用带分复用的方法对 3D NoC 测试规划,带分复用将单一 TAM 根据需要动态划分为多个子 TAM,使得多个 IP 核的测试数据同一时刻能够共享同一 TAM 实现同时传输. 如图 2 所示,图 2 (a)在测试节点 t_1 处,核 3、8、1、6、5 同时进行测试数据的传输,核 8、1 测试数据共享 TAM₂ 传输,核 6、5 测试数据共享 TAM₃ 传输,相比于以往一个 IP 核独占一条 TAM 传输测试数据,带分复用提高了资源利用率和并行测试的效率. 本文在每个测试节点,按照分配到 TAM 上核的顺序依次判断核的测试数据占用带宽、传输功耗是否满足条件,以决定将要测试的核. 图 2 是两种不同的规划方案($t_a > t_b$),

可见方案 a 要优于方案 b. 因此本文研究的问题可描述为:在带分复用下,满足功耗、带宽的要求,找到 3D NoC 测试的最佳规划方案,使得整体测试时间最优化.

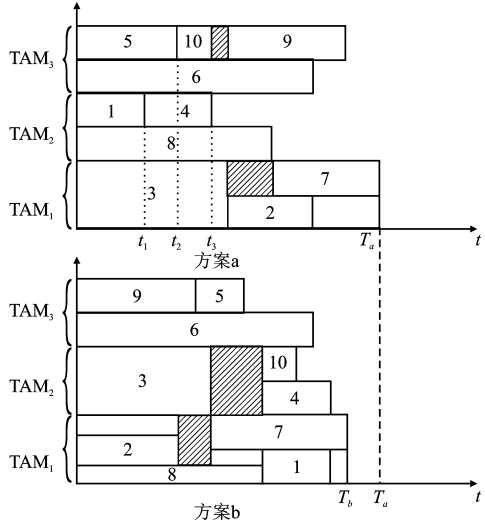


图 2 不同规划方案的测试结果

显然 3D NoC 测试规划研究是一个 NP 难问题^[1]. 基于云模型的进化算法具有良好的稳定倾向性和随机性,能够自适应控制遗传变异的程度和搜索的范围^[7],有效避免寻优时陷入局部最优和早熟的问题,迅速准确地收敛到最优解. 但是,实施云进化算法的个体间缺少交流,本文采用自然进化策略的杂交变异改进云进化算法,将改进的算法与 3D NoC 测试规划结合起来,完成 3D NoC 测试规划研究.

2.3 适应度值与约束函数

(1)适应度值

本文以测试时间作为适应度函数,定义如式(1):

$$T = \max_{1 \leq j \leq B} \left(\sum_{i=1}^N T_{testi} \cdot x_{ij} + T_{wait(j)} \right) \quad (1)$$

式中,当核 i 被分配到 TAM _{j} 上时, $x_{ij} = 1$; 否则, $x_{ij} = 0$. $\sum_{i=1}^N T_{testi} \cdot x_{ij}$ 为分配到 TAM _{j} 上的所有核(数量为 N) 完成调度的时间, B 为 TAM 的条数. 单个核 i 的测试时间 T_{test} 包括核在 xy 通道上传输的时间和经过 TSV 的时间.

(2) 功耗约束

因在带分复用下并行测试的 IP 核数量较多,为防止在测 IP 核过多产生的高功耗对系统造成影响,本文实施对总功耗和层功耗进行双重约束.

① 总功耗约束函数如式(2):

$$P_{\text{total}} = \sum_{i=1}^N P_{\text{test}i} \leq P_{\text{max}} \quad (2)$$

式中, P_{total} 表示所有正在测试的核的功耗总和, N 为在测核的数量, P_{max} 为总额定功耗. 单个核 i 的测试功耗为包括核测试数据包的传输功耗和核的测试功耗.

② 层功耗约束函数如式(3):

$$P_l = \sum_{i=1}^n P_{\text{test}i(l)} \leq P_{\text{max_level}(l)} \quad (3)$$

式中, P_l 表示层 l 上所有正在测试的核的功耗总和, n 表示层 l 上正在测试的核的个数, $P_{\text{max_level}(l)}$ 为层 l 的最大允许功耗.

(3) 带宽约束

在任一测试节点 t , 对单一带宽动态细分, 分配到 TAM_j 上的 IP 核测试占用带宽的约束函数如式(4):

$$W_{\text{total}(j)}^t = \sum_{i=1}^n W_{\text{core}ij} \leq W_{\text{TAM}(j)} \quad (4)$$

式中, $W_{\text{total}(j)}^t$ 为在测试节点 t , TAM_j 上核的测试数据占用总带宽, $W_{\text{TAM}(j)}$ 为 TAM_j 的带宽.

3 改进云进化算法的 3D NoC 测试规划研究

本文以规模为 $M \times N \times L$, TAM 条数为 B 的 3D NoC 为例, 将改进的云进化算法与带分复用下的 3D NoC 测试结合起来, 迅速准确地找到最优的规划方案, 优化测试时间.

3.1 云进化算法

云进化算法将云模型与一般进化算法相结合, 利用云模型的三个参数期望 E_x 、熵 E_n 和超熵 H_e 描述进化过程. 其中, E_x 代表优良个体的特征; E_n 代表进化过程中物种变异的范围; H_e 代表物种进化过程中的稳定性. 进化过程中, 通过调节 E_n 和 H_e 的值能自适应控制遗传变异的程度和搜索范围^[8]. 文中选用一维正态云模型, 更新云滴过程:

(1) 生成期望值为 E_x , 方差为 H_e 的正态随机数, $E_n' = \text{RAND}(E_n, H_e)$;

(2) 以 E_x 为期望, $(E_n)'$ 为方差生成正态随机数 x , $x = \text{RAND}(E_x, E_n')$, x 为云滴;

(3) 计算不确定度 $y = e^{\left(\frac{-(x-E_x)^2}{2(E_n')^2}\right)}$.

3.2 算法设计

3.2.1 编码方案

本文根据 3D NoC 的结构特点和带分复用的测试方法设计编码方案. 假设 NoC 有 L 层, 第 l 层核的数量为 N_l^c , 对每层中的核均依次编号为 $1, 2, \dots, N_l^c$. 假设层 1 中有 5 个核, 将这 5 个核分配到 B 条

TAM 上, 分配的整数序列为 00211, 表示编号为 1、2 的核分配到 TAM_0 上, 编号为 3 的核分配到 TAM_2 上, 编号为 4、5 的核分配到 TAM_1 上. 对 L 层均进行这样的编码设计, 形成 L 个整数序列, 组成矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1m} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2m} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ A_{L1} & A_{L2} & \cdots & A_{Lm} \end{bmatrix}$, 完成核的带宽

分配. A_{li} 表示第 l 层的第 i 个 IP 核的测试数据在第 A_{li} 条 TAM 上传输, $m = M \times N$. $1 \leq l \leq L, 1 \leq i \leq m, 1 \leq A_{li} \leq B$, A_{li} 为 0 表示该核不存在. 编码矩阵 $\mathbf{A}$ 需要满足以下条件:

$\mathbf{A}$ 中非 0 元素个数必须与待测核数目相等.

$\mathbf{A}$ 必须包含所有的 TAM 标号并且不能包含除所有 TAM 标号以外的数字.

3.2.2 个体、染色体和基因

个体为所有待测核完成测试时的带宽分配方案, 即上文中的矩阵 $\mathbf{A}$. 矩阵中的元素 $(A_0, A_1 \cdots A_{bm})$ 称为染色体, 每个个体由 L 条染色体组成, 染色体中的元素 $A_0 \cdots A_{bm}$ 称为基因, 基因表现出的特征为核测试数据所属的 TAM 标号.

3.2.3 个体的适应度值

文中以完成一个个体的测试所用的时间作为个体适应度值, 测试时间越小, 个体越优秀, 个体测试时间采用式(1)计算.

3.3 算法流程

为提高寻优精度和速度, 文中算法结合优胜劣汰和小生境进化技术, 根据进化状态实施结合了自然进化策略的改进的云进化算法, 主要包括云进化算法的自适应调整(局部求精、局部求变)以及自然进化的变异调整. 算法流程如图 3 所示, 主要步骤包括: 种群初始化、适应度值计算、局部求精、局部求变、云模型更新个体、变异调整.

(1) 种群初始化 利用随机函数为每层中的核生成一个分配序列, 组成符合要求的初始带宽分配矩阵 $\mathbf{A}$, 若 $\mathbf{A}$ 不满足条件, 需利用随机函数重新生成. 直到产生 n 个符合要求的个体, n 为种群规模, 每个个体含有所有待测核的带宽分配信息.

(2) 适应度值计算 计算每个个体完成测试的时间.

(3) 局部求精 跨代精英个体指多个进化代中适应性最强的个体. 若进化过程中出现了跨代精英个体, 此时的进化过程有可能找到了新极值领域或者逼近了原极值领域, 需通过减小 E_n 和 H_e 以减小搜

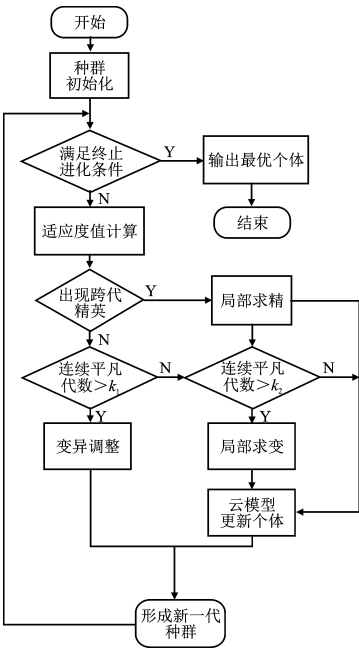


图 3 算法流程图

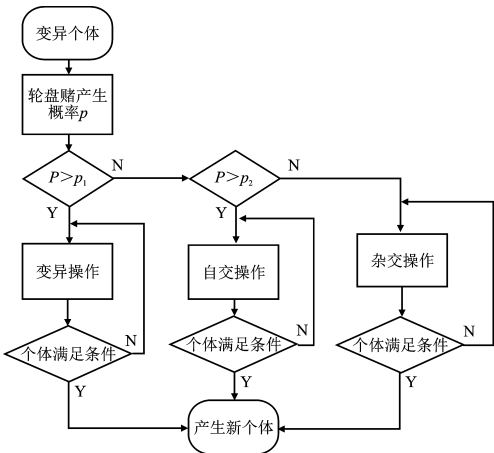


图 4 变异调整流程图

试时间,经过多次实验,本文为 d695、g1023 和 p93791 三个电路的每个 IP 核测试数据分配的传输带宽如表 1 所示,其中 1-8 表示第一个核的 TAM 带宽是 8。

表 1 核的 TAM 带宽

基准电路	核测试数据 TAM 带宽
d695	1-8,2-16,3-3,4-5,5-16,6-16,7-16,8-5,9-16,10-16
g1023	1-16,2-5,3-5,4-7,5-5,6-3,7-3,8-4,9-2,10-16,11-16,12-14,13-16,14-16
	1-16,2-14,3-14,4-15,5-16,6-16,7-16,8-16,9-15,10-16,11-10,12-16,13-16,14-16,15-15,16-16,17-15,18-14,19-16,20-16,21-14,22-14,23-16,24-9,25-15,26-14,27-16,28-16,29-12,30-15,31-15,32-16
p93791	

索半径和增大搜索稳定度,达到局部求精的目的。

(4) 局部求变 当连续平凡代数达到设定的阈值 K_1 时,即连续多代都没有发现更优的个体,此时进化过程有可能陷入局部最优,通过提高 E_n 和 H_e 以扩大搜索半径和减小搜索稳定度,达到局部求变和寻找全局最优的目的。

(5) 云模型更新个体 根据个体的适应度值选取优秀个体作为一维正态云发生器的期望 E_x ,熵 E_n 取值 e/c_1 ,超熵 H_e 取值 E_n/c_2 ,其中 e 为测试核的数目, c_1,c_2 为可控参数,经过多次实验,文中 c_1 取 1, c_2 取 10。利用云模型更新个体采用精英保留策略,即新生成的子代中最优个体的适应度若优于其父代,替换父代作为当代的种子。

(6) 变异调整 云进化算法通过调节 E_n 和 H_e 实现自适应调整,但是当连续平凡代数达到另一设定的阈值 K_2 ,对进化过程进行求精、求变均没有更佳个体出现时,此时需对进化过程进行变异调整。文中引入自然进化策略中的交叉变异以实现突变操作,其中,设定 P_1 为 0.1, P_2 为 0.8。自然进化策略流程如图 4。

4 实验结果分析

本文以 ITC'02 标准电路作为实验对象,将 d695、g1023、p93791 电路分别映射到 $4 \times 3 \times 3$ Mesh 结构的 3D NoC 上,设定进化过程中的阈值 K_1 为 5,值 K_2 为 15。实验过程中,均衡数据传输带宽和测

实验设定不同的 TAM 条数 B ,利用本文的方法对每种 TAM 条数下的带宽分配进行测试分析,为验证本文采用的改进云进化算法(ICEA)的性能,将本文的实验结果与没有结合自然进化策略的云进化算法(CEA)以及没有采用进化算法(NEA)的研究结果进行对比,如表所示。表 2、表 3、表 4 分别是 d695、g1023、p93791 三种电路采用不同算法测试的对比结果, O_{IC} 表示 ICEA 优于 CEA 算法的优化率, O_{IN} 表示 ICEA 优于 NEA 的优化率, O_{CN} 表示 CEA 优于 NEA 的优化率。

表 2 d695 电路的对比结果

B	时间			优化率/%		
	ICEA	CEA	NEA	O_{IC}	O_{IN}	O_{CN}
2	20 362	21 034	22 765	3.3	11.8	8.2
3	14 589	15 275	16 719	4.7	14.6	9.5
4	13 827	14 449	15 680	4.5	13.4	8.5
5	13 570	13 895	15 673	2.4	15.5	12.8
6	13 498	13 714	15 172	1.6	12.4	10.6

表 3 g1023 电路的对比结果

B	时间			优化率/%		
	ICEA	CEA	NEA	$O_{(IC)}$	$O_{(IN)}$	$O_{(CN)}$
2	47 257	48 485	52 219	2. 6	10. 5	7. 7
3	38 344	39 686	43 405	3. 5	13. 2	9. 4
4	30 389	32 030	33 975	5. 4	11. 8	6. 1
5	27 454	29 348	31 956	6. 9	16. 4	8. 9
6	25 589	26 689	28 839	4. 3	12. 7	8. 1

表 4 p93791 电路的对比结果

B	时间			优化率/%		
	ICEA	CEA	NEA	$O_{(IC)}$	$O_{(IN)}$	$O_{(CN)}$
2	693 577	703 426	772 645	1. 4	11. 4	9. 8
3	513 728	543 282	579 485	5. 7	12. 8	6. 7
4	491 780	512 379	562 104	4. 2	14. 3	9. 7
5	465 740	489 074	530 478	5. 1	13. 9	8. 5
6	433 763	478 920	500 563	10. 4	15. 4	4. 5

由测试结果知,随着 TAM 条数的增加,每种测试算法的测试时间都逐渐减小,但是算法 ICEA 的测试时间总是优于 CEA,NEA 的测试时间总是劣于 ICEA 和 CEA. 可见使用云模型更新个体,自适应控制进化范围和稳定性能优化测试时间,但云进化算法更新的个体缺少基因间的交流,因此在云进化中引入自然进化策略,加强基因间的交流,能更快速收敛到最优解.

5 结束语

本文介绍了在带分复用下对 Mesh 结构的 3D NoC 测试规划研究的具体方法. 将改进的云进化算法与 3D NoC 测试结合起来,在功耗、带宽双重约束下,基于重用 NoC 作为测试存取机制的并行测试方法完成 3D NoC 资源内核测试规划,得出最佳测试时间. 根据 ITC’02 基准电路的实验结果,采用与自然进化策略结合的改进云进化算法优化 3D NoC 测

试规划,能明显降低测试时间,有效提高资源利用率和并行测试效率.

参考文献:

[1] Fccro B S, Pande P P. Networks-on-chip in a three-dimensional environment: a performance evaluatio[J]. IEEE Transactions on Computers, 2009, 58 (1): 32-45.

[2] Alexandre Amory, Edson Moreno, Fernando Moraes. Determining the test sources/sinks for NoC TAMs [C]//2013 IEEE Computer Society Annual Symposium on VLSI. Natal Brazil: Computer Society Press, 2013: 8-13.

[3] Mukesh Agrawal, Krishnendu Chakrabarty. Test time optimization in NoC-based manycore SoCs using multi-cast routing[C]//2014 IEEE 32nd VLSI Test Symposium(VTS). California,IEEE Computer Society Press, 2014:18-23.

[4] 许川佩,陈家栋,万春霆. 基于云模型进化算法的硅通孔数量受约束的 3D NoC 测试规划研究[J]. 电子与信息学报,2015,37(2):477-483.

[5] 张颖,吴宁,葛芬. 面向测试优化的片上网络映射算法[J]. 计算机应用,2014,34(12):3628-3632.

[9] 许川佩,姚永兴. 3D NoC 的测试端口选择优化[J]. 计算机应用研究,2015,32(3):810-820.

[7] 张光卫,何锐,刘禹,等. 基于云模型的进化算法[J]. 计算机学报,2008,31(7):1082-1091.

[8] 李国柱. 基于云模型的实数编码量子进化算法[J]. 计算机应用,2013,33(9):2550-2552.

作者简介:

许川佩 女,(1968-),教授. 研究方向为自动测试总线与系统、集成电路测试技术.

凌 景(通讯作者) 女,(1989-),硕士研究生. 研究方向为集成电路测试. E-mail:1245134487@qq. com.