

基于模拟退火禁忌遗传算法的并行测试任务调度

卢 茜,莫亭亭

(上海交通大学 微电子学院,上海 132011)

摘 要: 为了解决并行自动测试系统中并行测试任务调度复杂、优化困难的问题,提出了一种把遗传算法、禁忌搜索算法和模拟退火算法结合到一起的新型静态并行测试任务调度方法,在遗传算法中引入模拟退火算法和禁忌搜索算法的核心思想,避免了遗传算法早熟收敛的问题,从而得到总测试时间最短、具有最大并行率的任务调度序列。这种新型调度算法具有较低的运算复杂度,可在较短时间内得到大量高效的并行测试序列,并且可以有效避免局部最优解,并逐渐收敛到全局最优解。实例仿真结果证明了该算法的有效性和优越性。

关键词: 并行测试;任务调度;模拟退火算法;遗传算法;禁忌搜索算法

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2015)03-0146-05

Parallel Test Task Scheduling Based on Simulated Annealing Tabu Search Genetic Algorithm

LU Xi, MO Ting-ting

(School of Electronics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 132011, China)

Abstract: To solve the complex problem of parallel test task scheduling in the parallel automatic test system, a new static test task scheduling algorithm based on Stochastic Genetic Algorithm, Simulated Annealing Algorithm and Tabu Search Algorithm is proposed. The main ideas of Simulated Annealing Algorithm and Tabu Search Algorithm are applied to Stochastic Genetic Algorithm to avoid premature convergence problem of Genetic Algorithm, so that test task sequences with shortest total test time and highest parallel efficiency can be obtained. This new test task scheduling algorithm has low algorithm complexity, and it can get many efficient parallel test sequences in short time. It can also avoid local optimal solutions and gradually convergent to the feasible globally optimal solution. The experimental result shows that the new test task scheduling algorithm is feasible and ascendant.

Key words: parallel test; task scheduling; simulated annealing; genetic algorithm; tabu search algorithm

1 引言

并行测试技术是相对于传统的顺序测试技术而言的。传统的顺序测试一次只能对一个被测设备(Device Under Test, DUT)的一个参数进行测试。并行测试技术主要的优势是能在同一时间内完成多个测试任务,增加单位时间内 DUT 的数量,从而提高整个测试系统的吞吐量,缩短测试时间;可以减少各个测试资源的空闲时间,提高测试资源的利用率;还可以让多个 DUT 共享贵重的测试资源,节约测试成本^[1]。并行测试系统主要通过其软件控制多个

工作线程同步或异步地执行多项测试任务来实现并行测试。多任务系统往往由于资源共享和任务优先级约束等因素,容易出现竞争、死锁或者饿死等问题,从而影响系统的运行效率,甚至造成系统的崩溃。所以,并行测试任务的智能优化调度是并行测试技术的关键问题。

并行测试任务调度问题可以看作是一个复杂的、难以优化的非确定性(non-deterministic polynomial, NP)完备问题^[2],可以应用智能算法来解决这样的问题。智能算法中,遗传算法(Stochastic Genetic Algorithm, GA)具有良好的全局搜索能力,但

是缺陷是“早熟收敛”;而模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithm, SA)具有较强的局部搜索能力,却难以保证计算结果为全局最优解;禁忌搜索方法(Tabu Search Algorithm, TS)是一种具有很强局部搜索能力的全局迭代寻优算法,可以有效避免局部收敛,但是这种算法很依赖于初始解,一个好的初始解可以显著提高算法的效率.本文将遗传算法、模拟退火算法和禁忌搜索算法取长补短,提出一种新型的模拟退火禁忌遗传(STG)算法,具有优异的全局收敛性和爬山性,并且具有较快的收敛速度.

2 并行测试任务调度

并行测试任务调度问题是并行测试技术的核心问题,它的目标是在满足测试资源约束和测试任务优先级约束的条件下,合理地各个 DUT 的各个测试任务进行排序,最终使得整个系统中各个 DUT 的所有测试任务能够在最短的测试时间内完成,并且总测试资源的利用率达到最高,即并行测试系统的综合性能达到最优^[3].

因为并行测试系统中的 DUT 数目、测试任务数目、每个测试任务需要的测试时间和测试资源、测试资源数目、测试资源约束和优先级约束都是已知的,而不是在执行过程中实时变化的,并且静态调度策略具有可靠性高、对算法要求低、可重复性的优点,所以并行测试任务调度比较适合采用静态任务调度策略.

目前,解决并行测试任务调度问题的方法主要有两种:一种是采用智能优化算法,通过计算获得满足约束要求的最优任务序列;另一种是利用 Petri 网建立调度模型,之后对模型求优化解.文献[4]中对测试任务与空闲的资源进行最优化匹配,但是这种算法并不是一种严格的任务调度;文献[5]中利用图染色理论对任务进行分组,但是分解的条件太过严格,限制了任务的粒度大小,而且没有将任务之间的优先级约束考虑进去;文献[6]中提出了一种简单的随机搜索算法 TaskScheduler-T,实验证明这种算法是有效的,但是它采用枚举方法,没有智能搜索的能力,当任务数量不断增加时,算法工作量将显著增加;文献[7]中提出的随机遗传算法是一种可行的智能算法,但是它有一定概率陷入局部最优解,并且搜索效率较低,算法耗时较长.本文在遗传算法的基础上,添加了禁忌搜索和模拟退火算法,可以提高找到全局最优解的概率,并且提高算法的效率.

为了使问题得到简化,假设本文所讨论的并行

测试任务调度问题均满足同一时刻,同一测试资源只被一个 DUT 的一个测试任务占用,并且测试任务的测试时间等于测试任务占用该测试资源的时间,则 k 个相同的 DUT 的并行测试任务调度问题可以描述为已知给定的每个 DUT 的 m 个测试任务的集合 $T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_m\}$, n 个测试资源的集合 $R = \{r_1, r_2, r_3, \dots, r_n\}$, 其中 r_i 代表第 i 个测试资源的总的可用数量,并且已知每个测试任务需要用到的测试资源的种类和个数、每个测试任务所需的测试时间以及各个测试任务之间的时序要求和优先级要求,求解并行测试任务调度序列 TP (TP 为 $m \times k$ 阶矩阵),使得并行测试的总测试时间最短.

3 模拟退火禁忌遗传算法设计

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种基于达尔文生物进化论的函数优化方法,它对生物在自然环境中的遗传和进化的过程进行模拟,是一种全局优化概率搜索算法^[8].遗传算法通过模拟自然进化中的“优胜劣汰,适者生存”原理,将问题的求解通过编码表示成染色体的形式,首先由计算机随机产生初始染色体集合,接下来计算每个染色体在问题的“环境”中的适应度,根据“适者生存”的原则,从初始染色体集合中挑选适应度较高的个体作为父代染色体,进行杂交、变异等基因操作,从而产生出子代的个体,反复迭代进化,直到满足问题要求的某种收敛准则,最终收敛到适应度最高的个体上,此个体经过解码后即得到问题的最优解^[9].

3.1 初始种群的生成

初始种群是基于随机理论生成的:首先随机选择一组可并行的测试任务组作为各个 DUT 测试序列的初始,之后选择测试任务结束最早的一个或者多个 DUT 序列,在它们还未执行的测试任务中随机选择一个测试任务组,判断该任务组是否满足资源约束,若满足则将该测试任务组加入这些 DUT 的测试序列,并更新所有 DUT 测试序列和测试时间,否则重复随机选择直至达到设定的次数界限;如果达到最大随机次数之后,仍然没有找到满足资源约束的任务组,则在当前结束时间最早的 DUT 中随机选择一个 DUT,让其进入等待状态,在它的测试时间上增加等待时间;重复上述步骤直至所有的测试任务都进入并行测试序列,比较各个 DUT 的总测试时间,其中最大值即为并行测试任务序列的执行时间.

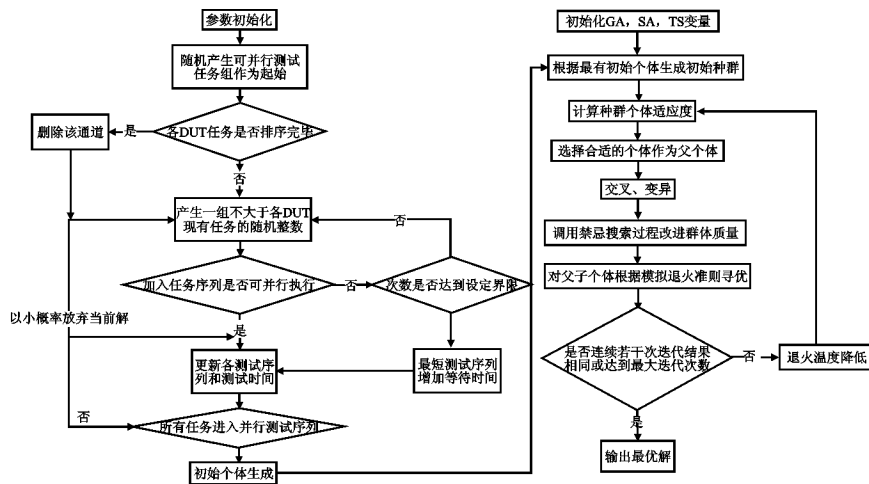


图1 模拟退火遗传禁忌算法流程图

3.2 遗传算法编码

因为一共 k 个 DUT 并行测试, 所以每个个体有 k 条染色体, 每一条染色体代表对应的 DUT 的测试任务序列. 每个测试任务是染色体上的一个基因片段, 测试任务使用十进制编码, 基因片段的长度是测试任务所需的测试时间. 如果一段时间内某个 DUT 是在等待测试资源, 则这段基因的编码为 0. 由初始种群的生成算法可知, 同一时刻每条染色体上的基因片段不会产生资源冲突, 是可并行执行的任务组, 不会产生多任务系统中容易产生的竞争、饿死和死锁等问题.

3.3 个体适应度函数设计

个体适应度函数是个体对其所处环境的适应程度大小的一种反映. 由于遗传算法在进化搜索中只依靠适应度的值来搜索种群中的每一个个体, 而不依赖于外部的信息, 所以适应度函数的设计直接影响遗传算法找到最优解的概率和收敛的速度, 它需要反映出求解问题的目标期望.

衡量并行测试系统的重要指标是并行测试的测试时间加速比和测试序列的可并行度. 其中加速比 (Speedup Ratio) 定义为所有测试任务串行执行的总时间与并行测试完成的总时间之比, 它的表达式

是
$$S = \sum_{i=1}^m t_i / \max_{1 \leq j \leq k} (\tau_j), \quad \text{其中 } t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_m\}$$
 对应每个测试任务所需要的测试时间, $\tau = \{\tau_1, \tau_2, \tau_3, \dots, \tau_m\}$ 对应并行测试中每个 DUT 所需的总的测试时间. 测试任务可并行度的定义为一定资源约束下并行测试效率与多 DUT 并行测试的极限效率之比, 它衡量了测试任务组可以并行执行测试的能力的大小. 并行测试效率的表达式

是
$$\eta = 1 - \max_{1 \leq j \leq k} (\tau_j) / \sum_{i=1}^m t_i.$$
 并行测试任务调度问题的期望目标是找到加速比和可并行度均高的并行任务测试序列, 并且对不满足优先级约束条件的个体采取惩罚措施, 设计了满足加速比和可并行度等多个期望目标的适应度函数:

$$f = \frac{1}{1 - \eta + \frac{3}{S} + \alpha \times N}$$

$$= S / (3 + S \times (1 - \eta + \alpha \times N)).$$

式中, N 代表个体中任务序列时序不满足优先级约束的次数; α 代表了惩罚的系数; P 代表可并行度; S 代表并行测试时间加速比. 因为较为重要的目标是加速比, 所以为了增大并行测试时间加速比在适应度函数中的影响力, 取 $\frac{1}{S}$ 的权重为 3.

3.4 选择操作

STG 算法中选择操作采用适应度比例法, 也称为赌轮选择或者蒙特卡罗选择. 这种方法的基本概念是每个个体被选中的概率和该个体染色体的适应度成正比. 设种群规模是 m , 则第 i 个个体被选中的概率为
$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^m f_i}.$$

3.5 交叉操作

STG 算法采用单点交叉, 将两条个体的所有染色体在某个随机产生的交叉点处进行交叉, 注意交叉点处可能会是某个测试任务正在执行的时刻, 而且子个体前半部分和后半部分很可能有重复或缺少的测试任务, 所以交叉产生的子个体很可能是不可行的, 需要对子个体进行修正. 修正的方法是: 首先,

将交叉点处被中断的测试任务置0,再将这些任务加入未被排序的任务集中;之后,将子个体中后半部分与前半部分重复的任务置0;将前后两部分均未出现的任务加入到未被排序的任务集中;最后,把未被排序的任务集中的所有测试任务按照3.1节中描述的算法添加到子个体染色体的尾部,从而生成可行的子个体。

3.6 变异操作

变异操作的方法是任务互换的方法。随机选择染色体组上的前后两个时间点,判断后面的时刻下的某一个任务换到前一个时间点处是否满足资源约束,如果满足的话就将这个任务插队到前面,而被该任务取代的任务将被重新编码,从而产生新的个体。

3.7 禁忌搜索优化群体

禁忌搜索算法模拟人类智能思考问题的过程,它使用灵活的存储系统和禁忌准则来搜索解空间,从而避免迂回搜索。禁忌算法的核心思想是对已经搜索到的局部最优解进行标记,在之后进一步的跌倒搜索中尽量避开已经标记的这些局部最优解,从而确保搜索到不同的有效搜索路径。所以,禁忌搜索算法有着很强的“爬坡”能力,可以避免局部最优解,收敛到全局最优。

因为采用单点交叉和任务互换方法进行交叉和变异会产生很多相似的染色体,这些染色体大多处于一个邻域中,会降低群体的多样性,从而使算法的结果陷入局部最优解。所以要对交叉变异产生的个体进行禁忌搜索,采用记忆技术,对于交叉变异产生的子代进行记录和选择,对当前邻域中的每一个个体的适应度大小进行比较,选择适应度最大的个体保留在种群中,同时将搜索过的解存进禁忌列表中,并在进一步的迭代搜索中尽量避开禁忌列表中已有的对象,从而保证了可以探索到不同的有效搜索路径,实现了多样化的搜索和全局优化。

3.8 模拟退火局部寻优

模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithm, SA)是借鉴统计力学中物质退火的方法而提出的,它源于物理中固体物质的退火过程与一般组合优化问题之间的相似性,基于Monte-Carlo迭代求解策略进行随机寻优^[10]。SA从某一初温开始,随着温度参数按照一定规律不断下降,利用概率突跳特性在解空间中随机寻找目标函数的局部最优解,最终趋于全局最优^[11]。在搜索最优解的过程中,模拟退火算法不仅可以接受一个优化的解,还能以一定的概率接受恶化解,并且这个接受的概率随着温

度的降低逐渐趋向于零,这样既增加了种群的多样性,又可以从局部最优的陷阱中跳出。

令退火初始温度为 ε_0 ,降温系数为 λ ,温度变化的公式为 $\varepsilon_{g+1} = \lambda \varepsilon_g$ 。假设第 g 代两个父代个体的染色体分别为 x_{g1} 、 x_{g2} ,它们经过交叉编译之后产生的两个子代个体分别为 x_{g1+1} 、 x_{g2+1} ,计算父代个体和子代个体的适应度之差 Δf ,按照公式 $p = \min(\exp(-\Delta f / \varepsilon_g), 1)$ 计算接受子代个体的概率,并与随机产生的一个概率 $p' \in (0, 1)$ 比较,若满足 $p > p'$,则接受子代个体加入下一代种群,否则保留父代个体到下一代种群中。

4 实验与结果分析

4.1 实验参数

在MATLAB仿真环境下进行并行测试任务调度仿真,并将得到的最优并行测试序列在Eagle Test System 364测试机上进行测试。在实验过程中,设定STG算法的种群规模为80,交叉概率 p_c 为0.9,变异概率 p_m 为0.6,惩罚系数 α 为1.3,退火初始温度 ε_0 为1,降温系数 λ 设为0.85,最大遗传迭代代数设为30。

4.2 实验数据

测试任务占用资源和时间如表1所示。

表1 测试任务占用资源和时间表

任务	R1	R2	R3	R4	时间/ms
	2	3	3	1	
T1	1	0	0	0	15
T2	0	1	0	1	19
T3	1	1	0	1	32
T4	1	1	0	0	17
T5	1	1	0	1	26
T6	1	1	1	0	34
T7	1	0	0	1	25
T8	1	1	0	0	17
T9	0	1	0	0	19
T10	0	0	1	0	51
T11	0	1	1	0	64
T12	1	0	1	0	37
T13	0	1	1	1	105
T14	1	0	0	0	21
T15	0	1	1	0	33

4.3 实验结果

STG算法重复20次得到的最优解如表2

所示.

表 2 STG 算法重复 20 次得到的最优解

次序	1	2	3	4	5	6	7	8
D1	15	1	10	8	14	3	7	13
D2	1	10	14	11	15	12	6	9
D3	13	3	6	11	15	14	4	9
次序	9	10	11	12	13	14	15	时间/ ms
D1	2	5	12	4	6	9	11	515
D2	4	8	2	3	5	13	7	621
D3	12	10	8	1	2	5	7	596

将 Monte Carlo 算法、基本遗传算法以及模拟退火遗传算法跟 STG 都运行 20 次,将结果进行比较,如表 3 所示.

表 3 各种并行测试任务调度算法比较

算法	最优效率/%	找到最优解 平均时间/ s	找到最优 解的概率
TaskScheduler-T	59.8	4.9	1
基本遗传算法	55.3	3.7	0.90
STG 算法	59.8	1.7	0.97

通过比较表 3 可以得出以下几点.

(1) TaskScheduler-T 算法找到最优解的概率是 1,因为它采取的算法是将所有随机产生的可行的并行测试任务序列穷举得到最优解.虽然 TaskScheduler-T 每次都可以保证得到最优解,但是它的效率是很低的,相当耗时.

(2) STG 算法在时间、精度和并行测试任务效率提高上均优于基本遗传算法. STG 算法可以在一定程度上接受恶化解,并且使用禁忌搜索使种群中的个体处于不同的邻域,提高了种群的多样性,避免陷入局部最优解,从而增加了找到全局最优解的概率;同时使用了禁忌搜索和模拟退火算法,可以解决基本遗传算法收敛速度慢的问题,提高了算法的效率.

根据以上分析可以得出结论,本文设计的模拟退火禁忌遗传算法是可行且有效的.

5 结束语

本文设计了一种模拟退火禁忌遗传算法(STG 算法),将遗传算法与模拟退火算法、禁忌搜索算法相结合,三种算法取长补短,避免了遗传算法早熟收

敛的缺点,使算法绕开局部最优解,收敛到全局最优解.实验证明,STG 算法在找到最优解的平均时间、最优解的可并行度、最优解的概率等方面都有一定的优越性,可以在短时间内产生大量高效的可并行测试序列,并且在测试机 ETS364 上验证 STG 算法得到的测试序列是可行的,所以 STG 算法具有实用性,一定程度上解决了并行测试系统中并行测试任务调度的难题.

在本文中,仅考虑了多个 DUT 之间的并行测试任务调度,而不能实现一个 DUT 的各个测试任务的并行执行,所以进一步的研究方向是 DUT 内部的并行测试任务调度问题.

参考文献:

- [1] McDonell R. Benefis of parallel testing. [DB/OL] [2014-06-30]. <http://zone.ni.com/devzone/>
- [2] 肖明清,付新华. 并行测试技术及应用[J]. 北京:国防工业出版社,2010.
- [3] Hou E S H, Ansali N, Ren H. A genetic algorithm for multi-processor scheduling [J]. IEEE Transaction on Parallel and Distributed Systems (S1045-9219), 1994, (5): 113-120.
- [4] 陈粤,边泽强,孟晓风. 基于信号参数集最小距离的并行测试任务调度算法[J]. 系统仿真学报,2006,18(9):2409-2411.
- [5] 李昕,沈士团,路辉. 基于图染色理论的并行测试任务调度算法[J]. 北京航空航天大学学报,2007,33(9): 1068-1071.
- [6] 胡瑜. 基于有色 Petri 网理论的并行自动测试系统建模研究[D]. 成都:电子科技大学,2003.
- [7] 胡雷刚,付新华,肖明清,等. 基于随机遗传算法的并行测试任务调度研究[J]. 电测与仪表,2008(10): 41-45.
- [8] 王小平,曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2002.
- [9] 王鸿斌,张立毅. 基于遗传算法优化神经网络的多用户检测[J]. 计算机工程,2011(7):207-209.
- [10] 周丽,黄素珍. 基于模拟退火的混合遗传算法研究[J]. 计算机应用研究,2005, (9): 72-76.
- [11] 夏锐,肖明清,程进军. 基于混合遗传算法的并行测试任务调度优化[J]. 系统仿真学报,2007,19(15): 3564-3567.

作者简介:

卢茜女,(1989-),硕士研究生.研究方向为自动测试系统开发. E-mail:1010210712@99.com.