

基于马尔可夫决策模型的测试向量排序新方法

王冠军¹ 王茂励² 赵莹³

(中国矿业大学计算机学院信息科学系 徐州 221116)¹ (山东省计算中心 济南 250014)²

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)³

摘要 时延测试向量排序是降低测试功耗的有效技术。提出了基于马尔可夫决策模型的时延测试向量排序新方法。对时延测试向量进行重排序,利用基于转换频度的诱导开关方程和海明距离来定义测试向量序列的转移概率,根据转移概率决定测试向量的顺序,降低测试电路的开关翻转频率,以达到降低峰值功耗和平均功耗的目的。给出了完整的算法 TVO-MDP 并进行算法最优性和复杂性分析。实验结果证实了本方法的有效性。

关键词 测试功耗,时延测试向量排序,马尔可夫决策过程,转移概率

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Research on Novel Test Vector Ordering Approach Based on Markov Decision Processes

WANG Guan-jun¹ WANG Mao-li² ZHAO Ying³

(College of Computer Science and Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)¹

(Shandong Computer Science Center, Jinan 250014, China)²

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)³

Abstract Delay test vector ordering is an efficient technique to reduce test power. Proposed a new delay test vector order approach based on Markovian decision process. To reorder delay test vector, defined transfer probability with the induced activity functions based on transition probability and hamming distance, determined the test vector sequence according to transfer probability. Reduced the swtiching activity of the CUT(Circuits Under Test), so we could get a better result to reduce peak power and average power. Proposed the TVO-MDP algorithm and conducted optimization and complexity analysis. The experiment results show our method's effectiveness.

Keywords Test power, Delay test vector ordering, Markov decision processes, Transfer probability

1 低测试功耗研究背景

根据美国半导体工业协会制订的 1999 年国际半导体技术发展指南,从 1999 到 2011 年,集成电路仍将按摩尔定律持续高速发展。Intel 总裁 Craig Barrett 预测,传统的芯片制造技术有可能支撑到 5nm 的范围。半导体技术的进步一方面给 IC 设计者提供了用更多的资源来实现高性能芯片的能力,可以在单个芯片上创造更复杂和更灵活的系统;另一方面也带来了功耗不断增加的压力,使芯片设计过程变得越来越复杂,成本越来越高。在这些挑战当中,测试功耗问题正日益变成 VLSI 系统实现的一个瓶颈,成为研究的热点。

在数字电路设计中,测试问题被认为是最困难和代价最高的。测试功耗主要由两部分组成:测试时的动态功耗和测试时的静态功耗。动态功耗主要由短路电流和电路内部节点充放电所引起的功耗组成。静态功耗主要是指由电路的泄漏电流引起的功耗。一般说来,电路在测试状态下功耗比正常模式下要高。因为过多的测试功耗会对芯片的稳定性、性能等产生不利的影 响,测试时产生的大量热量甚至会造成待测

芯片(Circuits Under Test, CUT)的损毁,系统的成本也会上升,所以测试中的低功耗问题就成为研究人员关注的焦点。目前解决测试功耗问题的主要途径有:

- 1) 基于软件和硬件的协同测试方法;
- 2) 低功耗可测试性设计^[1]、对测试向量进行处理的方法(低功耗时延测试向量生成、测试向量排序^[2](转换频度法^[3]、海明距离间接优化方法、无时延功耗间接优化方法)、测试数据编码压缩技术^[4,6]);
- 3) 测试结构调整^[1,5,7,8](测试电路中使用翻转较少的 DFT 结构);
- 4) 测试调度(基于智能算法的调度、划分调度可测试资源)。

其中,对时延测试向量进行处理的方法中的时延测试向量排序技术是研究的热点。时延测试向量排序问题的实质是顺序决策问题,而顺序决策问题常用马尔可夫决策过程(MDP)建模。马氏决策过程亦称为受控马尔可夫链、随机控制问题、马氏决策规划,是研究随机环境下多阶段决策过程优化问题的理论工具。由此,本文提出基于马尔可夫决策模型的时延测

到稿日期:2009-06-03 返修日期:2009-09-23 本文受国家自然科学基金(60273081 和 69973014)资助。

王冠军(1981-),男,博士,主要研究方向为 EDA 技术、形式验证与综合等,E-mail:zywgj@cumt.edu.cn;王茂励(1981-),男,博士,主要研究方向为集成电路设计、SoC;赵莹(1981-),女,博士生,主要研究方向为数据挖掘。

试向量排序算法 (Test Vector Ordering approach based on Markov Decision Processes, TVO-MDP), 该方法基于马尔可夫决策模型, 对时延测试向量重排序, 利用时延测试向量的转换频度和海明距离来定义时延测试向量序列的转移概率, 降低了电路的开关翻转频率, 以此来达到降低峰值功耗和平均功耗的目的。

2 马尔可夫数学模型

2.1 基本定义

定义 1 决策时刻

选取行动的时间点称为决策时刻。决策时刻的集合可以是有限点集, 也可以是无限点集。

定义 2 决策周期

两个相邻的决策时刻称为决策周期。有限阶段的决策时刻集记为 $T = \{0, 1, 2, \dots, N\}$, 无限阶段的决策时刻集记为 $T = \{0, 1, 2, \dots, \infty\}$ 。

定义 3 马尔可夫性(无后效性)

过程或系统在时刻 t_0 所处的状态为已知的条件下, 过程在 $t > t_0$ 所处状态的条件分布与过程 t_0 之前所处的状态无关的特性称为马尔可夫性或无后效性。

定义 4 马尔可夫过程

具有马尔可夫性的随机过程称为马尔可夫过程。用分布函数表述马尔可夫过程如下:

设随机过程 $\{X(t), t \in T\}$, 如果对时间 t 的任意 n 个数值, $t_1 < t_2 < \dots < t_n, n \geq 3, t_i \in T$, 恰有

$$P\{X(t_n) \leq x_n | X(t_1) = x_1, X(t_2) = x_2, \dots, X(t_{n-1}) = x_{n-1}\} = P\{X(t_n) \leq x_n | X(t_{n-1}) = x_{n-1}\}, x_n \in R \quad (1)$$

此时称过程 $\{X(t), t \in T\}$ 为具有马尔可夫性或无后效性, 并称此过程为马尔可夫过程。

2.2 马尔可夫决策过程(MDP)的定义

马尔可夫决策过程由 Puterman 1994 年系统提出, 是序贯决策的主要研究领域。它是马尔可夫过程与确定性的动态规划相结合的产物。马尔可夫决策过程是一个广义化的马尔可夫链, 其中每个状态包含一个可能性行动的组合。序列决策是这样一个过程: 在时刻 t 系统处于一定状态, 根据这个状态选取一个行动, 称为“决策”。该决策对系统的运行有两个影响: 一个是产生了即得到的报酬或费用, 另一个是系统的状态会按照与这个行动有关的一个概率规律在下一个阶段时刻 $t+1$ 转移到一个新的状态。这时出现与开始时相同的问题, 即选取 $t+1$ 时刻的决策。这样循环下去, 从而确定一个过程的决策序列, 称为一个“策略”。策略的全体构成策略空间。而序列决策问题就是要在第一个决策时刻之前就预先选好一个策略, 使得决策序列对应的报酬序列的某个效用函数——准则在这个策略下达到最优。

马尔可夫决策过程可用如下五元组来描述: $\{S, (A(i), i \in S), q, \gamma, V\}$, 其中 S 为系统的状态空间; $A(i)$ 为状态 $i (i \in S)$ 的可用行动集; q 为时齐的马尔可夫转移律族, 族的参数是可行的行动; γ 是定义在 $\{(i, a) : a \in A(i), i \in S\}$ 上的单值实函数; 若观察到的状态为 i , 选用行动 a , 则下一步转移到状态 j 的概率为 $q(j|i, a)$, 而且获得报酬 $\gamma(j, a)$, 它们均与系统的历史无关; V 是衡量策略优劣的指标(准则)。

3 基于马尔可夫决策模型的时延测试向量排序

3.1 基于马尔可夫决策模型的时延测试向量排序算法

一个待测电路(CUT)的任一时钟周期内的功耗可以表示为

$$P_c = \sum_{i=1}^{R_c} a_{i,c} C_{i,c} V_{i,c}^2 f_c \quad (2)$$

式中, R_c 为时钟周期 C 内活动资源数目。 $a_{i,c}$ 为时钟周期 C 内操作 O_i 对资源 i 的开关活动。 $C_{i,c}$ 为时钟周期 C 内操作 O_i 对资源 i 的负载电容。 $V_{i,c}$ 为时钟周期 C 内操作 O_i 对资源 i 的作用电压。 f_c 为此时时钟频率, 因此所有时钟周期内的功耗可以表示为

$$P = \sum_{C=1}^N P_C = \sum_{C=1}^N \sum_{i=1}^{R_c} (a_{i,c} C_{i,c} V_{i,c}^2) \quad (3)$$

峰值功耗 P_{peak} 可表示为

$$P_{peak} = \text{Max}(P_c) \forall c=1, 2, \dots, N \quad (4)$$

平均功耗 P_{av} 可表示为

$$P_{av} = \frac{1}{N} \sum_{C=1}^N P_C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{R_c} a_{i,c} C_{i,c} V_{i,c}^2 f_c \quad (5)$$

由式(4)、式(5)可知, 待测电路的峰值功耗和平均功耗与电路的开关活动密切相关。但在测试模式下, 门电路的翻转不可避免, 因此要在保证测试效果的前提下尽可能地减少开关活动, 使其尽可能接近正常工作模式下的开关当量, 这就需要在时延测试向量排序方面使用新的排序方法。一个时延测试向量输入与响应过程如图 1 所示。

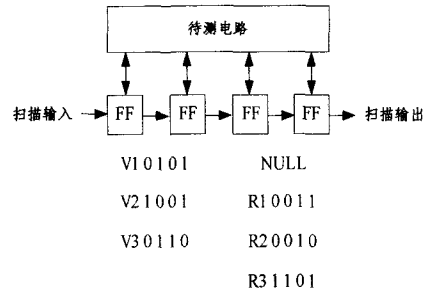


图 1 时延测试向量输入与响应示意图

待解决的问题定义如下:

给定一个测试集 T , T 中时延测试向量的一个初始的排序 $S_{initial} = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$; 对 T 中的时延测试向量施加马尔可夫决策过程(MDP), 将平均功耗(P_{av})和峰值功耗(P_{peak})作为马氏决策过程的总报酬效用函数, 在这个报酬函数下得到最优策略。在研究的问题中, 最优的策略就是一个优化的时延测试向量排序 $S_{optimize}$, 它能使得峰值功耗和平均功耗得到最大程度的降低。

关于时延测试向量的选择依据, 文献[2]利用转换频度来进行时延测试向量排序, 方法简单易行, 但不能取得全局最优。该方法[3]利用了时延测试向量的海明距离对测试功耗的重要影响, 取得了良好效果, 但缺点在于它没有考虑到内部结点跳变对待测电路(CUT)的影响, 即如果 CUT 的一个输入转换传播到内部电路, 它将会引起更多的跳变。依据电路结构, 某些时延测试向量输入将引起比其它时延测试向量更多的转换。因此, 减少某些时延测试向量输入的转换频度, 必须衡量它对整个待测电路的开关影响。在本文算法中引入了转移概率的概念, 在定义中考虑了转换频度的影响。

综合以上考虑, 在上述工作的基础上给出了基于马尔可

夫决策模型的时延测试向量排序新方法。下面给出算法中涉及到的一些定义。

定义 5 转移概率 $\xi_i(T_i, T_j)$

定义第 t 步从时延测试向量 T_i 到时延测试向量 T_j 的转移概率为 $\xi_i(T_i, T_j)$, 它结合海明距离和基于转换频度的诱导开关方程的优点, 综合考虑下一个时延测试向量。定义任意两个时延测试向量 T_i, T_j 的海明距离为 $d(T_i, T_j)$, 则时延测试向量的 T_i 诱导开关方程 ϕ_{T_i} 、时延测试向量 T_i 引起结点 x 的转换频度 D_{T_i} 、结点 x 的布尔方程 $val(x)$ 、经点 x 的扇出 $Fan(x)$ 的计算公式如下:

$$D_{T_i}(x) = P\left(\frac{\partial val(x)}{\partial T_i}\right)D(T_i) \quad (6)$$

$$D_{T_i} = \sum_x D_{T_i}(x) \quad (7)$$

$$\phi_{T_i} = \sum_x D_{T_i}(x) Fan(x) \quad (8)$$

由此定义 $\xi_i(T_i, T_j)$ 的计算公式为

$$\xi_i(i, j) = P(s_t = T_i, s_{t+1} = T_j | X, \lambda) = d(T_i, T_j) * \phi_{T_i} \quad (9)$$

定义 6 转移概率矩阵 (Transfer Probability Matrix, TPM)

定义

$$TPM(I, J) = \begin{pmatrix} \xi(T_1, T_1) & \xi(T_1, T_2) & \cdots & \xi(T_1, T_n) \\ \xi(T_2, T_1) & \xi(T_2, T_2) & \cdots & \xi(T_2, T_n) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \xi(T_n, T_1) & \xi(T_n, T_2) & \cdots & \xi(T_n, T_n) \end{pmatrix} \quad (10)$$

式中, $\xi(T_i, T_j)$ 为时延测试向量 T_i 到时延测试向量 T_j 的转移概率。当 $i=j$ 时, $\xi(T_i, T_j)=0$, 即对角线元素为 0。

依据一般的马尔可夫决策算法定义转移概率矩阵, 并对模型进行训练, 得到基于马尔可夫决策模型的新算法如下。

算法目的: 给定时延测试向量初始序列 O , 通过计算确定一个测试序列 O_{final} , 使得 $S_{power}(O|\lambda)$ 最小。算法如表 1 所列。

表 1 基于马尔可夫决策模型的时延测试向量排序算法 (TVO-MDP)

算法步骤:

算法输入: 待测电路 (CUT) 的初始时延测试向量

1) 建立马尔可夫决策模型 λ_0 , 行动集 $A = \{\text{初始时延测试向量集合}\}$ 。

2) 基于 λ_0 以及时延测试向量初始序列 O , 任选一初始时延测试向量 T_{ini} 。

3) 依据转移概率, 构建整个时延测试向量的行转移概率矩阵 TPM, 从中选择下一个时延测试向量 T_{next} 。

4) $A = A - T_{next}$, 记录 T_{next} , 继续第 3 步工作, 直至 n 个时延测试向量序列构建完成。

5) 如果 $\lg S_{power}(O|\lambda_0) - \lg S_{\min power}(O|\lambda_0) < \Delta$, 说明已经达到预期效果, 算法结束, 输出优化时延测试向量序列。否则, 进行新模型的训练, 然后选择一个不同于以前 T_{ini} 时延测试向量, 再进行下一轮的序列生成。

5.1 模型训练算法:

① 初始模型 (待训练模型) λ_0

② 基于 λ_0 以及观察值序列 O , 采取文献 [9] 中的平均奖赏强化学习, 训练新模型 λ

③ 如果目标函数平均奖赏和 $\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} r_{k+1}$ (r 为瞬时奖赏值) 达到要求, 说明训练已经达到预期效果, 算法结束

④ 否则, 令 $\lambda_0 = \lambda$, 继续第 2 步工作

6) 同以前序列组比较测试功耗消耗, 测试功耗消耗少的记为 S_{power} , 转步骤 5)。

算法输出: 待测电路的优化时延测试向量序列

此外 TVO-MDP 算法应满足测试时间约束条件:

$$\sum_{i=1}^N (T_{select(i)} + T_{input(i)}) \leq T_{accept} \quad (11)$$

式中, N 个时延测试向量的选取时间 $T_{select(i)}$ 和施加时间 $T_{input(i)}$ 总和要小于可接受的测试时间 $T_{accept(i)}$ 。

3.2 TVO-MDP 算法最优性和复杂性分析

综合上述工作, 可以得到如下结论:

结论 1 TVO-MDP 算法最优策略是存在和可证明的, 即可计算出最优的排序。

记 $\pi = (\pi_0, \pi_1, \dots, \pi_{N-1})$ 为 TVO-MDP 算法的策略, 记函数 $u_t^* = H_t \rightarrow R$ 为策略 π 从阶段 t 到 N 期望报酬总和, 决策 t 的历史为 $h_t = (i_0, a_0, \dots, i_t)$, 报酬函数为 $r(i, a)$, $p(j|i, a)$ 为转移概率函数。

对一切 $t=0, 1, \dots, N-1$ 和一切历史 $h_t = (h_{t-1}, a_{t-1}, i_t) \in H_t$, 定义最优方程为

$$u_t(h_t) = \sup_{a \in A(i_t)} \{r_t(i_t, a) + \sum_{j \in S} p_t(j|i_t, a) u_{t+1}(h_t, a, j)\} \quad (12)$$

对 $t=N$, 加上边界条件 $u_N(h_N) = r_N(i_N)$, 其中

$$h_N = (h_{N-1}, a_{N-1}, i_N) \in H_N \quad (13)$$

定理 1 假设 u_t^* ($t \leq N$) 是方程式 (12) 的解, 而且满足式 (13), 如果策略 $\pi^* = (\pi_0^*, \pi_1^*, \dots, \pi_{N-1}^*) \in \Pi^d$ 满足

$$r_t(i_t, a_t^*(h_t)) + \sum_{j \in S} p_t(j|i_t, a_t^*(h_t)) u_{t+1}^*(h_t, a_t^*(h_t), j) = \max_{a \in A(i_t)} \{r_t(i_t, a) + \sum_{j \in S} p_t(j|i_t, a) u_{t+1}^*(h_t, a, j)\} \quad (14)$$

式中, 对一切 $t=0, 1, \dots, N-1$, $\pi_t^*(a_t^*(h_t)|h_t) = 1$ 为退化分布, 那么有

(1) 对一切 $t=0, 1, \dots, N-1$

$$u_t^*(h_t) = u_t^*(h_t), h_t \in H_t$$

(2) π_t^* 是最优策略, 而且 $V_N(i, \pi^*) = V_N^*(i), i \in S$

证明: 归纳证明如下。显然 $u_N^* = u_N^*(h_n), h_n \in H_n$, 设当 $t=n+1, \dots, N$ 时都成立, 那么当 $h_n = (h_{n-1}, d_{n-1}^*(h_{n-1}), s_n)$

$$\begin{aligned} u_n^* &= \max_{a \in A_i} \{r_n(s_n, a) + \sum_{j \in S} p_n(j|s_n, a) u_{n+1}^*(h_n, a, j)\} \\ &= r_n(s_n, d_n^*(h_n)) + \sum_{j \in S} p_n(j|s_n, d_n^*(h_n)) u_{n+1}^*(h_n, d_n^*(h_n), j) \\ &= u_n^*(h_n) \end{aligned}$$

由式 (14) 和文献 [10] 中定理 1 可知假设成立, 由此定理得证。通过证明可知, TVO-MDP 算法最优策略是存在和可证明的, 即采用 TVO-MDP 算法可以得到最优的时延测试向量排序。

结论 2 基于 MDP 的时延测试向量排序是 P -complete 的。

TVO-MDP 算法属于马氏有限多阶段决策问题, 结论说明, TVO-MDP 算法在最坏情况下也可以在多项式时间内完成, 但是使用并行计算技术却不能获得良好的加速效果。一般说来, 任何 MDP 都可表示为线性规划 (LP) 问题解决, 且能在多项式时间内完成, 但多项式的幂次较高, 实际上 MDP 问题是 P -hard 问题 (P -complete), P 类复杂性问题使用串行算法可在多项式时间内解决, 其中的一些问题使用多个处理器 (K 个) 和并行算法能在 $O(\log(n)^K)$ 时间内完成。因此, 从这

个角度来说, TVO-MDP 算法属于 NC 问题, 那么 $NC=? P$, 这个问题上我们认为是相等的(也有人认为是不等的), 目前双方均没有找到相应的理论证明。在实际的时延测试向量排序过程中, 我们进行多次实验, 并对实验结果进行分析, 得出若 N 值设定在 $N \leq 2^8$ 这个合理的范围内, 均可以取得良好的效果。

4 实验验证

实验在 ISCAS'85, ISCAS'89 平台上进行。选取了一些典型的电路。基于马尔可夫策略的新排序算法采用 C++ 语言实现, 所有的实验都在 SUN 工作站上运行, 每个电路都使用零延时模型。测试序列由实验室的 ATPG 工具自动生成。完整的结果如表 2 所列, 实验结果表明了 TVO-MDP 可以有效降低峰值功耗和平均功耗。

表 2 时延测试向量排序的结果比较

电路名称	TVM	初始 SA	最终 SA	TVO-MDP 优化效果
Rd73	128	21276	9517	55.27%
clip	167	45658	19241	57.86%
Sao2	125	15449	7379	52.24%
c5315	88	154257	136314	11.63%
c7552	118	266362	219246	17.69%
s420	64	5069	3605	28.88%
s510	70	10332	4678	54.72%
s820	142	39278	16558	57.84%
s832	144	40368	16948	58.02%
s1238	176	54464	29811	45.26%
s1488	151	79918	27004	66.21%

表 2 中 TVM 指时延测试向量数, SA 指电路的开关活动数。从表 2 可以看到, 采用 TVO-MDP 算法后, 开关活动数平均降低了 33.06% 左右, 最大的下降了 66.21%。这些结果表明了 TVO-MDP 算法可以有效降低开关活动数, 从而达到降低峰值功耗和平均功耗的目的。

为了进一步验证新方法 TVO-MDP 对测试功耗的有效性, 也给出新方法与随机排序和优化排序的比较。其中的功耗用开关频率来表示, 随机排序和优化排序的结果可以参考文献[3]的结果, 最终结果如表 3 所列。

由表 3 可以看出, 虽然对个别电路的优化效果并不明显, 如 S526, S444, 但整体的优化效果还是令人满意的。从实验结果看, TVO-MDP 方法特别适用于时延测试向量中不确定位较多的时延测试向量集。下一步的工作是要降低算法的时间复杂度, 提高向量排序的优化准确度。

表 3 TVO-MDP 同随机和一般优化方法的比较(TVM, 时延测试向量数)

电路	TVM	Prandom	Popimum	TVO-MDP
S838	748	120552	2318	2259
S832	980	178610	9864	9851
S820	964	170203	10137	10059
S713	427	54355	6395	6124
S641	404	49692	5460	5312
S526	556	48113	2239	2245
S510	443	52204	5462	5146
S444	365	25622	2381	2451
S420	364	30138	870	866
S400	356	21058	2273	2173
S344	258	21289	3221	3112

结束语 本文提出一种基于马尔可夫决策模型的时延测试向量排序新方法, 它有效降低了测试功耗。算法在执行过程中需要进行转移概率的计算, 因此在一定程度上增加了时间的消耗。这种测试时间的增加, 相比于测试功耗的降低是值得的。从现在研究的发展来看, 低测试功耗研究还需要做大量的工作。未来的工作主要集中在保证芯片质量和成本的前提下, 进一步减少测试功耗。基于自动时延测试向量生成(ATPG)、可测性设计(DFT)和系统级的低功耗研究会继续得到加强。多种技术的优化整合也是亟待解决的问题。

参考文献

- [1] 徐磊, 孙义和, 陈弘毅. 基于扫描的低测试功耗结构设计[J]. 计算机研究与发展, 2001, 38(12): 1423-1428
- [2] 李晓维, 李华伟, 骆祖莹, 等. 降低时延测试功耗的有效方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(8): 738-742
- [3] Girard P, Guiller L, Landrault C, et al. A Test Vector Ordering Technique for Switching Activity Reduction during Test Operation[C]//Proceedings of Ninth Great Lakes Symposium, March 1999: 24-27
- [4] 韩银和, 李晓维. 测试数据压缩和测试功耗协同优化技术[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(6): 1307-1311
- [5] 向东, 李开伟. 低成本的两级扫描测试结构[J]. 计算机学报, 2006, 29(5): 786-791
- [6] 彭喜元, 俞洋. 基于变游程编码的测度数据压缩算法[J]. 电子学报, 2007, 35(2): 197-201
- [7] 王伟, 韩银和, 胡瑜, 等. 一种有效的低扫描测试结构-PowerCut [J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(3): 473-478
- [8] 胡殿伟, 向东. 采用时钟屏蔽策略降低测试功耗[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2007, 47(7): 1216-1219
- [9] 高阳, 周如益, 王皓, 等. 平均奖赏强化学习算法研究[J]. 计算机学报, 2007, 30(8): 1372-1378
- [10] Puterman M L. Markov decision proceses[M]. Hoboken: Wiley, 2005: 83-91
- [11] 冯瑶, 孙济庆. 一种基于知网的 K-means 聚类算法[J]. 情报学报, 2007(3)
- [12] 许云, 樊孝忠. 基于知网的语义相关度计算[J]. 北京理工大学学报, 2005, 25(5): 411-414
- [13] 林杏光. 短语结构语法[J]. 语言文字应用, 1994(2): 58-64
- [14] 赵军. 词汇功能语法[J]. 语言文字应用, 1996(4): 104-108
- [15] 苗传江, 张庆旭. 功能合一语法[J]. 语言文字应用, 1995(3): 76-81
- [16] 张卫国. 广义短语结构语法述略[J]. 语言文字应用, 1996(1): 73-79
- [17] 吴云芳. HPSG 理论简介[J]. 当代语言学, 2003, 5(3): 231-242, 221

(上接第 202 页)

- [14] Chomsky N. Syntactic Structures[M]. The Hague/Paris: Mouton, 1957
- [15] 杜小勇, 李曼. 本体学习研究综述[J]. 软件学报, 2006, 17(9): 1837-1847
- [16] 董振东, 董强. 知网的理论发现[J]. 中文信息学报, 2007, 21(4): 3-9
- [17] 孙景广, 蔡东风. 基于知网的中文问题自动分类[J]. 中文信息学报, 2007, 21(1): 90-95
- [18] 石晶, 戴国忠. 基于知网的文本推理[J]. 中文信息学报, 2006, 20(1): 76-84