

基于哈希的模型计数估算算法

葛存菁 马菲菲 刘田 张健 马旭桐

题目：A New Probabilistic Algorithm for Approximate Model Counting

会议：9th International Joint Conference on Automated Reasoning (IJCAR), 312-328, 2018

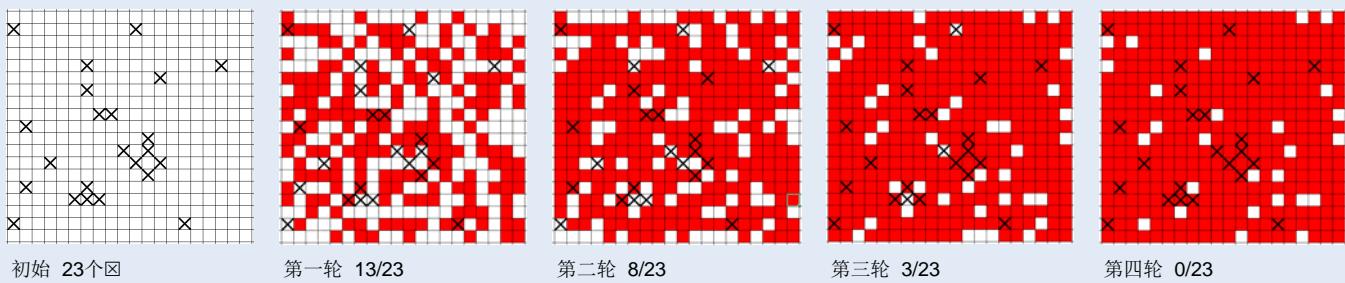
葛存菁 18611824507 gecj@ios.ac.cn

马菲菲 13699168951 maff@ios.ac.cn

估算方法的直观

□：每个方块格子代表公式的一个赋值；☒：带叉的格子表示公式的解。

在每一个方块格子中掷硬币，若为正面，则涂红。重复若干轮，直到所有带叉的格子都被染红。直观上，一共有约 $2^{\text{轮数}}$ 个带叉的格子。



哈希函数 & 哈希过程

定义：给定公式 F 及其上变量 x_1, \dots, x_n 。考虑关于 F 的哈希函数 $H(x) \equiv a_0 \oplus_{i=1}^n a_i x_i$ ，其中 a_0, \dots, a_n 为布尔常数。

性质： $\Pr_{H \in \mathcal{H}_F}(H(\alpha) = \text{true}) = 1/2$ ，其中 \mathcal{H}_F 表示关于公式 F 的哈希函数的集合。

作用：给公式 F 添加哈希函数约束，可以随机屏蔽掉一半的赋值，即实现对每个赋值掷硬币的过程。

哈希过程： $F_i \equiv F \wedge H_1 \wedge \dots \wedge H_i$ 。

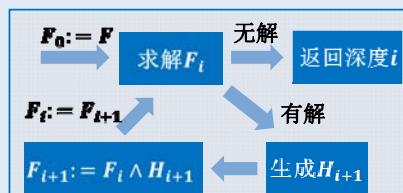
$$\begin{cases} \Pr_{F_d}(F_d(\alpha) = \text{true}) = 2^{-d} \Leftrightarrow \Pr_{F_d}(F_d(\alpha) = \text{false}) = 1 - 2^{-d} & (\text{哈希函数性质}) \\ \Pr_{F_d}(F_d(\alpha) = \text{false}, \alpha \in S_F) \approx \prod_{\alpha \in S_F} \Pr_{F_d}(F_d(\alpha) = \text{false}) & (\text{假设, 未证明}) \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow \Pr_{F_d}(F_d \text{ is unsat}) \approx (1 - 2^{-d})^{\#F} \Leftrightarrow \#F \approx \log_{(1-2^{-d})} \Pr_{F_d}(F_d \text{ is unsat}).$$

算法 & 实现

GetDepth(): 如右图，从哈希函数空间中随机生成 F_0, \dots, F_d ，直到 F_d 无解，返回深度 d 。

STAC(): 重复调用 T 次**GetDepth()**。统计 T 次中 F_i 为无解的次数 C_k 。选择一个最接近 $T/2$ 的 C_k ，根据 $\#F \approx \log_{(1-2^{-k})} C_k / T$ 估计解个数。



T 的取值：基于前文中的假设， T 可以取合适的值使得估计结果满足 (ϵ, δ) -界，即估计结果落在区间 $[(1 + \epsilon)^{-1} \#F, (1 + \epsilon) \#F]$ 中的概率至少为 $1 - \delta$ 。

动态终止条件：由于**STAC()**可以看成一个伯努利实验，于是可以计算二项比例置信区间，判断中间结果是否已经满足 (ϵ, δ) -界。

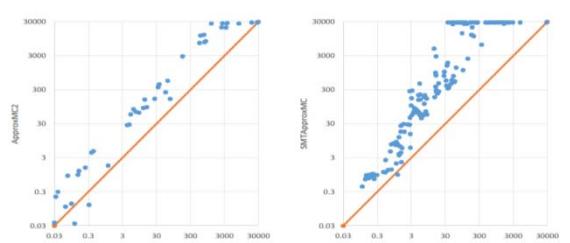
工具实现（<https://github.com/bearben/STAC>）：

- **STAC_CNF**, 命题逻辑公式的模型计数估计；
- **STAC_BV**, SMT(BV)公式的解计数估计。

实验结果

Instance	n	#F	[$1.8^{-1} \#F, 1.8 \#F$]	Freq.	\bar{t} (s)	\bar{T}	\bar{Q}
special-1	20	1.0×10^6	[$5.8 \times 10^5, 1.9 \times 10^6$]	82	0.3	12.2	86.7
special-2	20	1	[0.6, 1.8]	86	0.6	12.6	37.6
special-3	25	3.4×10^7	[$1.9 \times 10^7, 6.0 \times 10^7$]	82	11.2	11.8	90.1
5step	177	8.1×10^4	[$4.5 \times 10^4, 1.5 \times 10^5$]	90	0.1	11.9	80.5
blockmap_05_01	1411	6.4×10^2	[$3.6 \times 10^2, 1.2 \times 10^3$]	84	1.1	12.0	73.8
blockmap_05_02	1738	9.4×10^6	[$5.2 \times 10^6, 1.7 \times 10^7$]	89	12.7	11.8	87.7
blockmap_10_01	11328	2.9×10^6	[$1.6 \times 10^6, 5.2 \times 10^6$]	83	80.3	12.0	85.0
fs-01	32	7.7×10^2	[$4.3 \times 10^2, 1.4 \times 10^3$]	80	0.02	12.6	76.2
or-50-10-10-UC-20	100	3.7×10^6	[$2.0 \times 10^6, 6.6 \times 10^6$]	77	7.7	12.0	86.1
or-60-10-10-UC-40	120	3.4×10^6	[$1.9 \times 10^6, 6.1 \times 10^6$]	91	3.5	12.1	86.0

对每个例子100次实验的平均结果 ($\epsilon = 0.8$, $\delta = 0.2$) *



与ApproxMC2和SMTApproxMC的比较实验（坐标轴为时间、8小时时限）

*基于假设，我们证明了该算法可以返回 (ϵ, δ) -界，即估计结果落在区间 $[1.8^{-1} \#F, 1.8 \#F]$ 中的概率至少为 80% 。实验表格中100次实验落在此区间中次数(Freq)也在80左右。