

不确定观测条件下基于模型诊断的 故障检测方法

欧阳丹彤^{1,2}, 郝 闯^{1,2}, 蒋璐宇^{1,2}, 张立明^{1,2}

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 长春 130012; 2. 吉林大学 符号计算与知识工程教育部重点实验室, 长春 130012)

摘 要:为解决因传感器故障或其他因素常常导致观测是不确定的情况下,基于模型的诊断(MBD)方法耗时较长的问题,提出了基于桶排序(BSD)的方法。该方法利用最大可满足性对程序频谱进行约简,并使用桶排序确定诊断的优先级。在每个划分的桶中,使用基于频谱的缺陷定位方法(SBFL)计算各个组件的怀疑度,最终返回有序的诊断集合。实验将BSD方法与最新算法 MstLikeDiag 及 Incremental-O2D 进行对比,结果表明,针对 350 组测试实例,在 TOP-1 度量指标下,BSD 方法识别的故障数量分别是 MstLikeDiag 及 Incremental-O2D 的 3.91 倍及 7.56 倍,在 TOP-5 指标下分别是其 6.15 倍及 4.79 倍,在 TOP-10 指标下分别是其 6.43 倍及 4.13 倍。同时,BSD 方法的平均求解效率分别是 MstLikeDiag 及 Incremental-O2D 方法的 92.1 倍及 106.5 倍。

关键词:模型诊断;最大可满足性问题;不确定观测;最小基数诊断

中图分类号:TP277 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2026)03-0811-08

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240723

Fault detection method with model-based diagnosis under uncertain observation conditions

OUYANG Dan-tong^{1,2}, HAO Chuang^{1,2}, JIANG Lu-yu^{1,2}, ZHANG Li-ming^{1,2}

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China; 2. Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering of Ministry of Education, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: In order to solve the problem that model-based diagnosis (MBD) methods are time-consuming when observations are uncertain due to sensor failures or other factors. This paper mainly focuses on software fault detection and proposes the Bucket Sort for Diagnoses (BSD) method to solve the problem of MBD with uncertain observation. The BSD method reduces the program spectrum using maximum satisfiability, and then uses bucket sorting to determine the priority of diagnosis. Diagnosis based on feasible observations with fewer faulty sensors have higher priority. Within every bucket, the Spectrum-Based Fault Localization (SBFL) method is used to calculate the suspicion of the components, and the algorithm finally return an ordered diagnosis set. For 350 sets of test instances, the experimental results

收稿日期: 2024-06-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62076108, 61872159); 吉林省教育厅项目(JJKH20211106, JJKH20211103KJ).

作者简介: 欧阳丹彤(1968-), 女, 教授, 博士. 研究方向: 人工智能, 模型诊断. E-mail: ouyangdantong@163.com

show that the number of faults identified by the BSD algorithm under the TOP-1 metric is increased by 3.91 times and 7.56 times compared with MstLikeDiag and Incremental-O2D, 6.15 times and 4.79 times under the TOP-5 metric, and 6.43 times and 4.13 times under the TOP-10 metric. Meanwhile, the average efficiency of the BSD method is 92.1 times and 106.5 times than that of the MstLikeDiag and Incremental-O2D methods for 350 test instances.

Key words: model-based diagnosis; maximum satisfiability; uncertain observations; cardinality-minimal diagnosis

0 引言

基于模型的诊断(Model-based diagnosis, MBD)是一种重要的系统故障诊断方法,它通过对系统进行建模解释预期输出与观测输出不一致的原因^[1]。随着集成电路日益复杂^[2,3],诸多模型诊断相关算法被提出。这些算法在通信、网络、交通、航空航天、基础设施等各个领域具有重要作用。

MBD问题根据观测数目可以分为单观测和多观测两类问题。单观测问题求解方法又分为间接方法和直接方法两种。间接方法需首先获取系统不一致的极小冲突集合,用极小冲突求解极小碰集,就可以得到极小诊断,碰集算法对效率起决定性作用。Reiter^[1]首次提出HS-Tree算法,利用集合枚举树实现碰集的计算,此后许多学者对碰集算法的集合枚举树进行了改进^[4,5]。

直接方法不需要经过碰集的二次处理,就可以得到极小诊断。随着SAT(Satisfiability)和MaxSAT(Maximum satisfiability)^[6]求解器技术不断成熟,直接求解的一种主流方法是将MBD问题转换成SAT(MaxSAT)问题进行求解^[7-14]。MBD问题的新趋势是使用多观测来求解诊断。Ignatiev等^[11]提出了HSD(Implicit hitting set dualization)算法,利用诊断和冲突之间的关系求解多观测的诊断。Zhou等^[12]在此基础上提出了IHSD(Improved implicit hitting set dualization)算法,首次在基于多观测的模型诊断问题中使用统治组件的概念。Zhou等^[13]还进一步提出了D-CMMO(Dominated-based compacted model with multiple observations)算法,根据电路的结构压缩子句数目,在3个故障模型上优于原有算法。

上述工作都是假设模型诊断问题中观测是确定的,该假设可极大减少求解诊断的时间。然而,

研究表明在考虑输出不确定时,将会得到完全不同的诊断^[15]。先前工作针对离散事件系统(DES)中的不确定观测,Lamperti和Zanella^[16,17]将离散事件观测的概念扩展到包括不确定事件,并引入单调监测的概念解决不确定观测引起的监测输出不可靠的问题。同时,一些工作减少了系统操作员的不确定性,Christopher等^[18]提出了一种方法,该方法向操作员提供了可管理的观察子集,便于他们理解返回的结果。Stern等^[19]提出求解最可能的诊断来解决减少操作员不确定性的问题。欧阳丹彤等^[20]提出通过二进制整数优化(BILP)实现子集阻塞与超集阻塞来减小不确定观测系统搜索空间较大的问题。对于不确定观测的MBD问题,Cazes和Kalech^[21,22]提出D2O、O2D等方法求解诊断。然而,这些方法求解诊断耗时均较长。

为了缩短使用模型诊断方法解决故障检测的时间,同时检测出更多故障,本文提出了桶排序(Bucket Sort for Diagnoses, BSD)方法,主要贡献如下:

(1)利用最大可满足性对程序频谱进行约简。

(2)使用桶排序的思想,根据传感器故障的数目将不同可行观测对应的诊断放入不同的桶区域中。在同一个桶区域中,使用SBFL^[23](Spectrum-based fault localization)求解不同的诊断中包含的组件的可疑度,根据可疑度进行排序。

(3)对于每个可行观测,使用MaxSAT求解器仅仅求解最小基数诊断和基数第二小的诊断,显著缩短了诊断求解时间。

(4)在多个指标(TOP-N、TSUM-N及时间)上与当前最新的算法MstLikeDiag以及Incremental-O2D方法进行比较。

1 预备知识

1.1 不确定观测条件下的模型诊断

诊断问题可定义为一个三元组 $\langle SD, Obs, Comps \rangle$ 。系统描述(SD)用一系列一阶子句表达。组件集($Comps$)是诊断系统中的一系列组件。系统观测(Obs)是一阶语句的有限集合。对于组件 $c \in Comps$, 组件 c 的输入和输出分别用 $input(c)$ 和 $output(c)$ 表示。组件 c 的行为表示 $input(c)$ 与 $output(c)$ 的关系。组件的行为模式赋值是一个将组件映射到特定行为模式的函数。

观测由于传感器出现故障等原因可能是不正确的, 不确定观测用 U_{Obs} 来表示, $dom(o)$ 和 $U_{Obs}(o, v)$ 分别代表输出变量 $o \in O$ 的值域以及 o 的值是 v 的概率 ($v \in dom(o)$)。传感器 s_0 的行为模式用 $\phi_i^{s_0}$ 表示, 每个行为模式定义了传感器实际观测和预期观测的关系, 当 $P(Obs) > 0$ 。传感器未出现故障时 $\phi_1^{s_0}(v) = v$, 传感器出现故障时 $\phi_2^{s_0}(v) = \neg v$ 。本文假设所有可观测变量的值都是独立的。

定义1 模型诊断^[1]

一个行为模式赋值 w 是观测 Obs 的一个诊断, 当 $P(Obs) > 0$ 时,

$$SD \wedge w \wedge Obs \neq \perp \quad (1)$$

定义2 可行观测^[21]

对于一个给定不确定观测 U_{Obs} , 可以计算观测 Obs 是正确的观测的概率为:

$$U_{Obs}(Obs) = \prod_{o \in O} U_{Obs}(o, Obs(o)) \quad (2)$$

一个观测 Obs 是 U_{Obs} 对应的可行观测, 当 $P(Obs) > 0$, 且仅当 $P(Obs) > 0$, $U_{Obs}(Obs) > 0$, 可行观测对应每个行为模式赋值都是不确定观测下的诊断。需要根据每个诊断的概率来确定可能的诊断。

定义3 不确定观测条件下的模型诊断^[21]

一个行为模式赋值 w 是不确定观测 U_{Obs} 的一个诊断, 当 $P(Obs) > 0$ 时,

$$\exists Obs \in F(U_{Obs}) \text{ s.t.: } SD \wedge w \wedge Obs \neq \perp \quad (3)$$

定义4 最小基数诊断^[11]

一个行为模式赋值 w 对应的故障组件集是 Δ (Δ 包含的组件数用 $|\Delta|$ 表示), 并且对于任意一个诊断 w_i 以及与之对应的故障组件集 Δ_i , 都有 $|\Delta_i| \geq |\Delta|$, 那么 w 是一个最小基数诊断。

1.2 基于频谱的故障定位(SBFL)

在 SBFL 中, 任意一个组件在测试用例下的覆盖特征都可以用一个四元组表示。

$e = \{N_{cf}, N_{uf}, N_{cp}, N_{up}\}$, N_{cf} 表示执行失败且覆盖 e 的测试用例的个数, N_{uf} 表示执行失败同时未覆盖 e 的测试用例个数, N_{cp} 表示执行成功同时覆盖 e 的测试用例个数, N_{up} 表示执行成功且未覆盖 e 的测试用例数量。怀疑度计算公式用于表示程序实体存在故障的可能性, 本文主要使用 Ochiai 怀疑度计算公式^[24]。

定义5 Ochiai 怀疑度计算公式^[24]

Ochiai 计算公式如式(4)所示:

$$Ochiai(e) = \frac{N_{cf}}{\sqrt{(N_{cf} + N_{uf})(N_{cf} + N_{cp})}} \quad (4)$$

2 基于桶排序的模型诊断算法

2.1 程序频谱压缩

过多的测试向量会影响诊断求解时间, 因此算法在保证诊断准确性的前提下, 对测试向量集进行静态压缩。Zhou 等^[25]提出利用部分最大可满足性的概念对测试向量集进行约简, 本文采用类似思路对程序频谱进行压缩。

定义6 程序频谱^[24]

程序频谱可用矩阵 M 表示, M 是一个 $m \times (n+1)$ 的矩阵, m 表示测试向量的数量, n 表示程序实体的数量。表1为由3个测试向量和2个程序实体(组件)构成的程序频谱 M_1 。其中 $M_1(t_1, c_1) = 1$ 表示测试用例 t_1 覆盖了组件 c_1 。 $M_1(t_1, c_2) = 0$ 表示 t_1 测试用例不能覆盖 c_2 。 $M_1(t_1, e) = 1$ 表示预期结果和实际结果不一致, $M_1(t_2, e) = 0$ 表示预期结果和实际结果一致。

表1 程序频谱示例

Table 1 Program spectrum example

	c_1	c_2	e
t_1	1	0	1
t_2	0	1	0
t_3	1	1	1

图1表示程序频谱生成过程, 图1左上部分浅色格表示未执行的代码, 深色格表示已执行的代码行, 将执行结果与预期结果进行比较, 最终得到程序频谱。

定义7 部分最大可满足性问题^[25, 26] (PMS)

给定一系列布尔变量 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 一个文

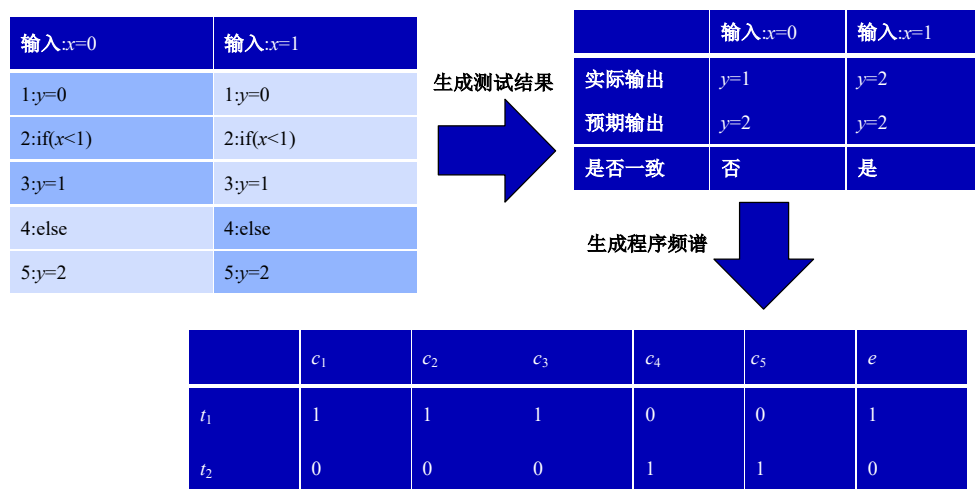


图 1 程序频谱生成过程

Fig. 1 Program spectrum generation process

字被定义为 x_i 或者其否定形式 $\neg x_i$, 一个子句被定义为文字的析取 ($C_i = l_{i1} \vee l_{i2} \vee \dots \vee l_{ij}$)。一个 CNF 公式定义为子句的合取 ($F = C_1 \wedge C_2 \wedge \dots \wedge C_n$)。PMS 问题被定义为在 CNF 公式中寻找一个赋值, 其中子句由硬子句和软子句组成, 使得所有的硬子句都得到满足, 并使满足的软子句的数量最大化。

程序频谱的约简流程如算法 1 所示, 约简过程使用 WCNF 文件, WCNF 文件是在 CNF 的基础上, 为每一个子句加上对应权重。由于对少量的测试集进行约简可能会影响诊断, 所以算法首先判断测试向量的数量是否超过了给定的上界 (第 2 行), 在超过上界的情况下进行约简, 本文设定上界为程序实体数量的 2 倍。其次, 遍历每一个程序, 寻找能够覆盖该程序实体的测试用例, 并把这些测试用例对应的序号放到一个子句里, 作为 WCNF 文件的硬子句 (第 5~12 行)。再次, 遍历每一个测试用例, 将测试用例的序号取反, 作为软子句 (第 13~16 行)。最后, 使用 MaxSAT 求解器对 WCNF 文件进行求解, 如果得到的测试用例的值是否定的, 那么这个测试用例是冗余的, 进而约简程序频谱。

算法 1 程序频谱约简算法

输入: 程序频谱 Matrix、测试集 tests 和程序集 comps

输出: 压缩后的程序频谱 C-Matrix

- (1) $C\text{-Matrix} \leftarrow \text{Matrix}$
- (2) if $\text{len}(\text{testpattern}) > \text{bound}$:
- (3) return C-Matrix;
- (4) end if

- (5) for c in comps:
- (6) for t in testpattern:
- (7) if $\text{Matrix}(t, c) == 1$: /* 如果当前测试向量覆盖了程序 */
- (8) $\text{Temp} \leftarrow \text{Temp} \vee t$;
- (9) end if
- (10) end for
- (11) write Temp as a hard clause into WCNF file;
- (12) end for
- (13) for t in testpatten:
- (14) $\text{Temp} \leftarrow \text{Temp} \vee \neg t$;
- (15) write Temp as a soft clause into WCNF file;
- (16) end for
- (17) using MaxSAT solver for WCNF to get C-Matrix;
- (18) return C-Matrix;

表 1 所示的程序频谱可转化为表 2 所示的 WCNF 文件。软子句权重设为 1, 硬子句权重设为软子句数目加 1。使用 MaxSAT 求解器对表 2 的 WCNF 文件求解, 可得解 $\{-1, -2, 3\}$, 故 t_1 和 t_2 为冗余测试用例, 程序频谱得以约简。

表 2 程序频谱对应的子句

Table 2 Clauses corresponding to the program spectrum

硬子句		软子句	
权重	子句	权重	子句
4	1 3 0	1	-1 0
4	2 3 0	1	-2 0
		1	-3 0

2.2 基于桶排序方法生成有序诊断列表

该步骤的主要思路为根据可行观测中传感器故障的数目将不同可行观测对应的诊断划分至不

同桶区域内,用Ochiai计算公式计算每个桶区域内诊断中的实体程序的怀疑度。算法流程如算法2所示。算法首先生成多个桶。对于第 i 桶区域,传感器故障数目为 i ,枚举当前传感器表现下的可行观测,并根据可行观测求解最小基数和第二小基数诊断(第8~9行),将两个诊断中的每个实体程序放入第 i 桶区域内。此外,为防止迭代次数过多,设置了需要返回的诊断数目,以及调用求解器的最大次数,如果超过了诊断数目或者最大次数,退出循环(第4~6行)。桶编号越小的程序实体优先级越高,而对于同一桶区域的程序实体,使

用Ochiai公式计算程序实体的怀疑度,怀疑度越高的程序实体优先级越高。根据以上规则生成有序诊断列表(第17~22行)。

图2展示了基于桶排序生成有序诊断列表的过程。桶的数目设定为3个,假设未发生传感器故障时,所求最小基数诊断与第二小基数诊断包含的程序集为 $\{1,4\}$ 。当一个传感器发生故障时对应的可行观测能够求解出的程序集为 $\{2,3\}$,当两个传感器发生故障时所求解出的程序集为 $\{5\}$,各程序实体的怀疑度评分为 $\text{rank}(1) > \text{rank}(3) > \text{rank}(4) > \text{rank}(2) > \text{rank}(5)$ 。

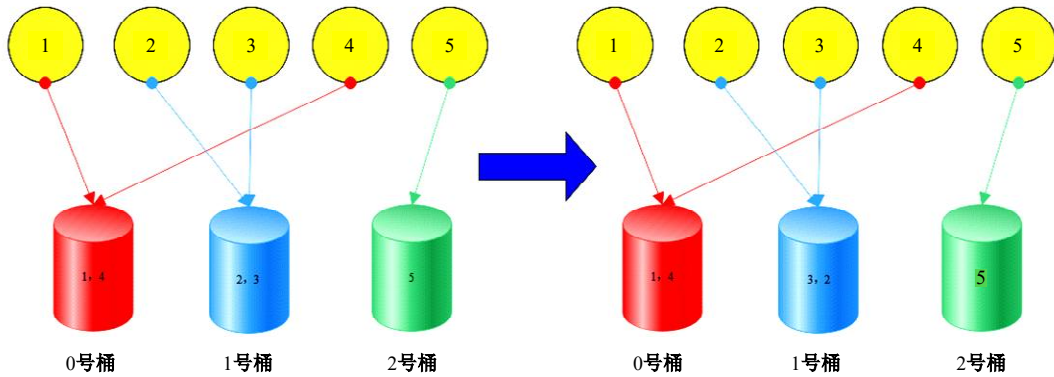


图2 桶排序返回有序诊断列表的过程

Fig. 2 Process of bucket sorting returning an ordered diagnostic list

图2左侧将不同程序实体放入不同的桶区域中,图2右侧根据怀疑度对每个桶内的程序进行排序,最终返回的诊断列表为 $\{1, 4, 3, 2, 5\}$ 。

算法2 基于桶排序生成有序诊断算法

输入:程序频谱 C -Matrix,需要返回的诊断数目 n ,调用求解器最大次数 k

输出:诊断集 D

```
(1) Buckets ← get bucket;
(2) for i in {0; len(bucket)}:
(3) testresults ← change test result according to the
number of faulty sensors i;
(4) if (sumbucket > n or times > k)
(5) break
(6) end if
(7) for testresult in testresults:
(8) diagnoses1 ← get cardinality-minimal Diagnoses by
MaxSAT(testresult);
(9) diagnoses2 ← get second cardinality-minimal Diag-
noses by MaxSAT(testresult);
(10) for diag in (diagnoses1 ∪ diagnoses2):
(11) if (diag not in any Bucket) /* 如果当前程序不在之
前的桶区域中 */
(12) Bucket[i].append(diag)
```

```
(13) end if
(14) end for
(15) end for
(16) end for
(17) for bucket in buckets:
(18) for diag in bucket:
(19) rank(diag) ← Ochiai(diag);
(20) end for
(21) end for
(22) sort diag in bucket by rank; /*
根据怀疑度进行排序 */
(23) D.append(all diags)
(24) return D
```

3 实验设计及结果分析

3.1 实验设计

实验使用的程序都是用C语言编写的,共7个文件,程序实体数分别为35、42、52、57、62、88及115个。向每个文件注入1~10个故障。同时,对每个版本的程序使用5组测试向量进行测试,测试向量数分别是5、10、15、20、30个,因此共生成350组测试实例。在每组测试实例得到测试结

果后,按一定概率进行翻转,用来模拟传感器故障的情况,传感器故障概率设定为 5%。BSD 方法使用 RC2^[27] 求解器,实验运行在 Intel Core i7-9750H CPU @ 2.60 GHz, 8.00 GB RAM 上。

实验的指标分别是 TOP-N、TSUM-N 以及时间三个指标。其中 TOP-N 是故障定位领域广泛使用的一个指标。检查前 $N(N=1, 5, 10)$ 个程序实体可识别出的缺陷程序数量。TOP-N 值越大,表明缺陷定位方法越有效。TSUM-N 表示检查前 $N(N=1, 5, 10)$ 个程序实体可以出缺陷程序中故障的总数。

此外, MstLikeDiag 算法仅能返回单个诊断,因此 TOP-N 和 TSUM-N 记为 TOP-1 的值。本实验为每个测试用例设置的时间上限为 50 s。

3.2 结果分析

图 3 展示了 BSD 方法与当前最新算法 MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 在 350 组测试实例中,检查前 N 个程序实体可识别的缺陷程序数量及故障总数。对于 TOP-N 指标,当 $N=1$ 时, BSD 方法可检测出 350 组实例中的 231 个缺陷程序, MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 方法分别检测出 47 个及 27 个故障程序, BSD 方法与 MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 方法相比,将故障检测率分别提升了 3.91 倍及 7.56 倍。当 $N=5$ 时, BSD 方法可检测出 350 组实例中的 336 个缺陷程序, MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 方法分别检测出 47 以及 58 个故障程序, BSD 方法与 MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 方法相比,将故障检测率分别提高了 6.15 倍及 4.79 倍。当 $N=10$ 时, BSD 方法可检测出绝大部分缺陷程序,与 MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 方法相比将故

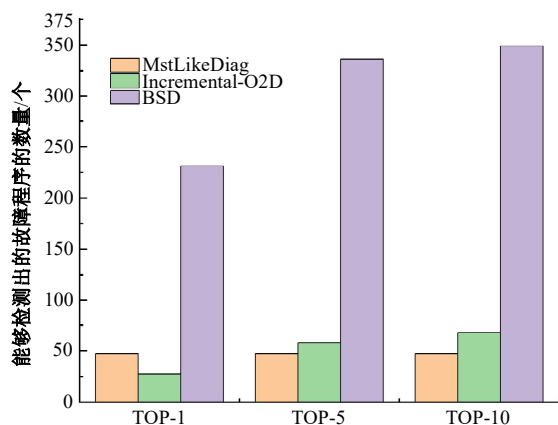


图 3 不同指标下三种算法的表现

Fig. 3 Performance of three algorithms under different indicators

障检测率提高了 6.43 倍及 4.13 倍。

对于 TSUM-N 指标, BSD 方法在 $N=\{1, 5, 10\}$ 时检测出程序中的 231、686、986 个故障,而 MstLikeDiag 在 $N=\{1, 5, 10\}$ 的情况下都检测出 47 个故障, Incremental-O2D 在 3 种情况下分别检测出 27、89、125 个故障, BSD 方法与 MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 方法相比,故障检测率提升了 3.9~19.3 倍及 6.65~7.56 倍。

图 4 展示了对于不同程序实体数的程序,故障检测算法执行的平均时间,若时间超过 50 s,则记为 50 s。对于大部分程序, BSD 方法的执行时间在 1 s 之内,而 MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 算法的执行时间在 50 s 左右,与 MstLikeDiag 和 Incremental-O2D 算法相比, BSD 方法的求解效率分别提升了 38~210 倍及 47~246 倍,且程序实体数目越少,提升的效果越明显。对于全部 350 组测试实例, BSD 方法求解的平均效率与 MstLikeDiag 以及 Incremental-O2D 方法相比提高了 92.1 倍和 106.5 倍。

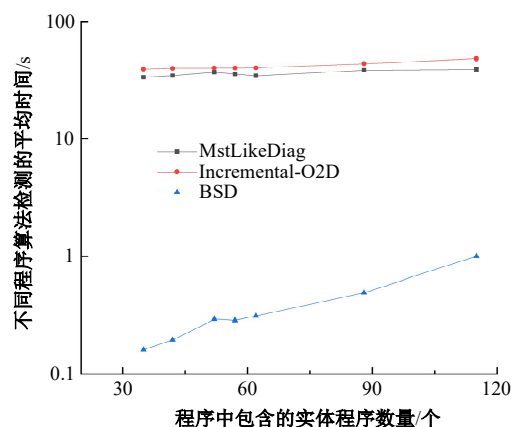


图 4 不同程序算法执行的平均时间

Fig. 4 Average execution time of the algorithm for different programs

BSD 方法效率以及准确率提高的原因如下:

(1) BSD 方法利用最大可满足性对程序频谱进行约简,减少了冗余的测试向量。

(2) BSD 方法仅仅求解最小基数诊断以及基数第二小的诊断,同时使用高效的 MaxSAT 求解器,能够在很短的时间内计算出诊断。

(3) BSD 方法采用了桶排序及 SBFL 结合的方法为程序集排序来提高准确度。

4 结束语

不确定观测条件下解决模型诊断问题常常需

要大量的时间,本文提出的BSD方法对程序频谱进行压缩,并且将不同可行观测对应的诊断划分在不同的桶区域中。与当前最新算法 MstLikeDiag 以及 Incremental-O2D 相比,在提高故障检测率的同时也将求解效率提高了 92.1 倍和 106.5 倍。在未来的工作中,将尝试解决不确定观测下时序电路中的 MBD 问题,并尝试应用 BSD 方法解决其他领域的问题,如互联网延迟诊断问题,将路由器作为组件,而数据包通过路由器到达目的地的时间作为观测,不准确的到达时间即视为不确定观测。同时,将对算法进行改进以准确、高效地解决其他领域的不确定观测条件下的诊断问题。

参考文献:

- [1] Reiter R. A theory of diagnosis from first principles [J]. Artificial intelligence, 1987, 32(1): 57-95.
- [2] 欧阳丹彤,刘扬,宋金彩,等. 结合结构特征基于测试集重排序的故障诊断方法[J]. 电子学报, 2022, 50(1): 63-71.
Ou yang Dan-tong, Liu Yang, Song Jin-cai, et al. Fault diagnosis method based on test set reordering combined with structural features[J]. Chinese Journal of Electronics, 2022, 50(1): 63-71.
- [3] 欧阳丹彤,许斌,董博文,等. 结合测试点质量的混合测试点集合约简方法[J]. 电子学报, 2023, 51(6): 1552-1561.
Ou-Yang Dan-tong, Xu Bin, Dong Bo-wen, et al. Hybrid test point set reduction method based on test point quality[J]. Chinese Journal of Electronics, 2023, 51(6): 1552-1561.
- [4] Feng Wen-quan, Du Min, Zhao Qi, et al. A method of combining HSSE-tree and binary label to compute all minimal hitting sets[C]//2011 Fourth International Symposium on Computational Intelligence and Design, Hangzhou, China, 2011, 2: 23-26.
- [5] Zhao Xiang-fu, Ou yang Dan-tong. A method of combining SE-tree to compute all minimal hitting sets [J]. Progress in Natural Science, 2006, 16(2): 169-174.
- [6] Cai Shao-wei, Lei Zhen-dong. Old techniques in new ways: clause weighting, unit propagation and hybridization for maximum satisfiability[J]. Artificial Intelligence, 2020, 287: 103354.
- [7] Smith A, Veneris A, Ali M F, et al. Fault diagnosis and logic debugging using Boolean satisfiability[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2005, 24(10): 1606-1621.
- [8] Feldman A B, Provan G, de Kleer J, et al. Solving model-based diagnosis problems with Max-SAT solvers and vice versa[C]//21st International Workshop on the Principles of Diagnosis (DX'10), Portland, USA, 2010: 1-8.
- [9] Marques-Silva J, Janota M, Ignatiev A, et al. Efficient model based diagnosis with maximum satisfiability[C]//Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI), Austin, USA, 2015: 1966-1972.
- [10] Liu Meng, Ou yang Dan-tong, Cai Shao-wei, et al. Efficient zonal diagnosis with maximum satisfiability [J]. Science China Information Sciences, 2018, 61: 1-14.
- [11] Ignatiev A, Morgado A, Weissenbacher G, et al. Model-based diagnosis with multiple observations [C]//IJCAI, Macao, China, 2019: 1108-1115.
- [12] Zhou Hui-si, Ou yang Dan-tong, Zhang Li-ming, et al. Model-based diagnosis with improved implicit hitting set dualization[J]. Applied Intelligence, 2022, 52 (2): 2111-2118.
- [13] Zhou Hui-si, Ou yang Dan-tong, Zhao Xiang-fu, et al. Two compacted models for efficient model-based diagnosis[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, Canada, 2022, 36(4): 3885-3893.
- [14] 周慧思,欧阳丹彤,田新亮,等. 基于模型诊断的一种新编码方法[J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(1): 95-102.
Zhou Hui-si, Ou yang Dan-tong, Tian Xin-liang, et al. A novel encoding for model-based diagnosis[J]. Journal of Computer Research and Development, 2023, 60(1): 95-102.
- [15] Robinson B, Ernst M D, Perkins J H, et al. Scaling up automated test generation: automatically generating maintainable regression unit tests for programs[C]//2011 26th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering (ASE 2011), Lawrence, USA, 2011: 23-32.
- [16] Lamperti G, Zanella M. Uncertain temporal observations in diagnosis[C] //ECAI, Berlin, Germany, 2000: 151-155.
- [17] Lamperti G, Zanella M. Monitoring of active systems with stratified uncertain observations[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—

- Part A: Systems and Humans, 2010, 41(2): 356-369.
- [18] Christopher C J, Cordier M O, Grastien A. Critical observations in a diagnostic problem[C]//53rd IEEE Conference on Decision and Control, Los Angeles, USA, 2014: 382-387.
- [19] Stern R, Kalech M, Rogov S, et al. How many diagnoses do we need? [J]. Artificial Intelligence, 2017, 248: 26-45.
- [20] 欧阳丹彤, 孙睿, 田新亮, 等. 基于集合阻塞的不确定系统中传感器选择方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2023, 53(2): 547-554.
- Ou yang Dan-tong, Sun Rui, Tian Xin-liang, et al. Set blocking-based approach to sensor selection in uncertain systems[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2023, 53(2): 547-554.
- [21] Cazes D, Kalech M. Model-based diagnosis with uncertain observations[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, New York, USA, 2020, 34(3): 2766-2773.
- [22] Cazes D, Kalech M. Model-based diagnosis with uncertain observations[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2021, 36(7): 3259-3292.
- [23] Zakari A, Lee S P, Abreu R, et al. Multiple fault localization of software programs: a systematic literature review[J]. Information and Software Technology, 2020, 124: 106312.
- [24] Abreu R, Zoetewij P, Van Gemund A J C. On the accuracy of spectrum-based fault localization[C]//Testing: academic and industrial conference practice and research techniques-MUTATION, Windsor, UK, 2007: 89-98.
- [25] Zhou Hui-si, Ou yang Dan-tong, Zhang Li-ming. Efficient static compaction of test patterns using partial MaxSAT[J]. Tsinghua Science and Technology, 2020, 26(1): 1-8.
- [26] 欧阳丹彤, 孙睿, 田新亮, 等. 基于部分最大可满足性问题的动态系统中最小故障检测隔离集求解方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2023, 53(4): 1163-1173.
- Ou yang Dan-tong, Sun Rui, Tian Xin-liang, et al. A method for solving the isolation set of minimum fault detection in a dynamic system based on the partial maximum satisfiability problem[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2023, 53(4): 1163-1173.
- [27] Ignatiev A, Morgado A, Marques-Silva J. RC2: an efficient Max-SAT Solver[J]. Journal on Satisfiability, Boolean Modeling and Computation, 2019, 11(1): 53-64.