

一种求解极小诊断的遗传模拟退火算法*

黄杰⁺, 陈琳, 邹鹏

(国防科学技术大学 计算机学院, 湖南 长沙 410073)

A Compounded Genetic and Simulated Annealing Algorithm for Computing Minimal Diagnosis

HUANG Jie⁺, CHEN Lin, ZOU Peng

(School of Computer, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-731-6699417, E-mail: huangjie@nudt.edu.cn, <http://www.nudt.edu.cn>

Received 2004-03-17; Accepted 2004-05-09

Huang J, Chen L, Zou P. Computing minimal diagnosis by compounded genetic and simulated annealing algorithm. *Journal of Software*, 2004,15(9):1345~1350.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/1345.htm>

Abstract: Model-Based diagnosis is an active branch of Artificial Intelligent. The method is a NP-Hard problem, resolving minimal hitting sets from minimal conflict sets. A compounded genetic and simulated annealing algorithm is put forward by mapping hitting sets problem to 0/1 integer programming problem. After providing the genetic simulated annealing (GSA) algorithm, the efficiency and accuracy of GSA algorithm is tested and compared. The GSA algorithm is not only far more efficient than the traditional one, but also can save 1/3 to 1/2 time than the GA algorithm when the number of conflict sets is more than 35. It can get 98% to 100% minimal diagnosis in most conditions.

Key words: model-based diagnosis; minimal diagnosis; conflict set; hitting set; genetic algorithm; simulated annealing

摘要: 基于模型的诊断方法是人工智能领域发展起来的一个十分活跃的分支.在该方法中,由极小冲突集求解极小击中集的过程是一个 NP-Hard 问题.尽管人们提出了不少算法,但是各种算法的效率仍然不是十分理想.通过将该问题映射到 0/1 整数规划问题,提出了将遗传算法与模拟退火算法相结合的问题求解思想.在给出遗传模拟退火(genetic simulated annealing,简称 GSA)算法和算法各个参数的同时,对算法的性能和求解精度进行了测试.GSA 算法不仅比传统的算法效率有很大的提高,而且在冲突集基数大于 35 的情况下,较单独使用 GA 的算法在效率上提高约 1/3~1/2.在求解精度上,GSA 算法在大多数情况下能够求出 98%~100%的极小诊断.

关键词: 基于模型的诊断;极小诊断;冲突集;击中集;遗传算法;模拟退火

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.90104020 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2001AA113020 (国家高技术研究发展计划(863)); the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.G1999032703 (国家重点基础研究发展规划(973))

作者简介: 黄杰(1976-),男,陕西西安人,博士生,主要研究领域为分布式计算,故障诊断;陈琳(1976-),女,博士生,主要研究领域为系统管理,智能诊断;邹鹏(1957-),男,教授,博士生导师,主要研究领域为分布式系统,自主计算.

中图法分类号: TP18

文献标识码: A

故障诊断是通过对系统观察的结果来查找系统可能发生失效构件的过程.故障诊断得出的可能失效的构件要能够解释系统表现出来的症状.失效构件的集合要尽可能地小,这种诊断结果才有意义.否则,假设系统所有的构件失效,当然可以解释系统失效时所表现出的所有不一致.由 Reiter^[1]首先提出的基于模型的诊断技术是一种十分有效的,并且广泛应用的故障诊断方法学.如何以这种诊断方法为基础,快速地求解极小诊断一直是人们十分关注的话题.通常先求出所有的极小冲突集,再通过极小冲突集求解极小诊断.但是,这通常是一个 NP-Hard 问题.文献[1]提出了通过为冲突集建立 HS-tree 的方法来求解极小诊断.文献[2]通过求解极小冲突集,并在极小冲突集的限制下给出了另一种优化的求解极小诊断方法.文献[3]给出了求解极小冲突集的逻辑算法,但是没有提出自己的极小诊断求解算法.文献[4]通过对模型重新进行描述,给出了形式化的高效算法.文献[5]提出了通过将系统分割为多个 MEC(minimal evaluation chains)来求解极小冲突集的思想,但没有给出更优化的极小诊断求解算法.文献[6]通过改进 HS-tree,提出了一种 BHS-tree 求解诊断的方法.特别是文献[7],通过使用遗传算法,极大地提高了通过冲突集求解极小诊断的时间复杂性和空间复杂性.它可以在 100 代内求解出 95% 的极小诊断,使得极小诊断的求解时间和空间复杂度大大减少.本文在改进文献[7]中的遗传算法的基础上,提出遗传算法与模拟退火算法相结合的思想.遗传算法把握总体搜索的方向较强,但是局部搜索能力较差.而模拟退火算法具有较强的局部搜索能力,同时又能够避免搜索过程陷入局部最优解.将这两种方法结合可以加快极小诊断的求解过程.通过将极小诊断问题映射到 0/1 整数规划问题,来预测退火算法的冷却温度,从而将遗传算法和模拟退火算法结合起来.在这种算法下,不仅问题求解速度较文献[7]有很大提高,而且求解精度也有一定的提高.文章最后给出了相关的算法测试和比较.

1 问题描述

基于模型的故障诊断的基本思想是,通过为系统建立一种诊断模型来预测系统的行为(背景知识 SD).如果系统观测到的行为(OBS)与预期的行为不符,我们就利用已经建立起来的模型和观测的结果导出候选诊断^[8].下面给出基于模型的故障诊断技术的基本概念和思想.

定义 1. 一个系统被定义为一个序偶 $\langle SD, COMP \rangle$. SD 代表系统的逻辑描述,它是一个一阶语句的集合,COMP 是系统中构件的集合.

定义 2. 关于 $\langle SD, COMP, OBS \rangle$ 的诊断是一个关于构件的集合 $\Delta \subseteq COMP$, 且 $SD \cup OBS \cup \{Ab(c) | c \in \Delta\} \cup \{\neg Ab(c) | c \in COMP - \Delta\}$ 是协调的,其中 OBS 代表对系统状态和行为的一次观察,它也是一个一阶语句的集合.Ab 代表某个构件发生异常.

定义 3. Δ 是 $\langle SD, COMP, OBS \rangle$ 的一个极小诊断,当且仅当 Δ 关于 \subseteq 极小.

定义 4. CC 是 $\langle SD, COMP, OBS \rangle$ 的一个冲突集(conflict set),如果 $CC \subseteq COMP$ 且 $SD \cup OBS \cup \{Ab(c) | c \in CC\}$ 是不协调的.如果不存在 $\langle SD, COMP, OBS \rangle$ 的冲突集 CC' ,使得 $CC' \subset CC$ 成立,则称 CC 为极小冲突集.

定义 5. 设 CH 是一个幂集,对于 $H \subseteq \bigcup_{S \in CH} S$,若任意的 $S' \in CH, H \cap S' \neq \emptyset$,则称 H 为 CH 的一个击中集.若 H 的任意子集都不是 CH 的击中集,则称 H 为 CH 的一个极小击中集.

定理 1^[3]. Δ 是 $\langle SD, COMP, OBS \rangle$ 的一个极小诊断,当且仅当 Δ 是 $\langle SD, COMP, OBS \rangle$ 的所有极小冲突集构成的幂集的极小击中集.

2 极小诊断的遗传模拟退火算法

为了提高从极小冲突集求解极小诊断的效率,就需要挖掘该问题中更多的约束和更多的背景知识.文献[9]中提出将极小击中集问题映射到布尔满足问题和 0/1 整数规划问题的思想.

首先,定义一个 $n \times m$ 的与系统关联的 0/1 矩阵 $A = (a_{ij})_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m}$.通过这个定义,A 的每一行对应一个子集,每一列对应一个系统中的构件.设向量 $A_i (i = 1, \dots, m)$ 代表矩阵 A 的每一行, $a_{ij} = 1$ 表示子集 A_i 包含构件 j,否则表

示子集 A_j 不包含构件 j . 同样, 定义一个 0/1 向量 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}$, 当 $x_j = 1$ 时表示构件 j 属于击中集 x , 否则表示构件 j 不属于击中集.

定理 2. x 是 $\{A_i | i=1 \dots m\}$ 的击中集, 当且仅当 $Ax^T \geq b^T$, 其中 $b=(1, 1, \dots, 1) \in \mathbb{R}^m$.

定义 \mathbb{R}^n 上的范数 $\|\cdot\|_1, \|x\|_1 = \sum_{j=1}^n |x_j|$. 定义 $\mathbb{R}^{m \times n}$ 上的范数 $\|\cdot\|_1, \|A\|_1 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$.

由定理 2 不难证明

$$\|A\|_1 \times \|x\|_1 \geq \|Ax^T\|_1 \geq \|b^T\|_1 = m \quad (1)$$

由式(1)知

$$\|x\|_1 \geq m / \|A\|_1 \quad (2)$$

不等式(2)指出了极小击中集基数的下限. 这个下限对于我们快速求解极小诊断十分重要. 根据上述分析, 我们给出求解极小诊断的遗传模拟退火算法.

用二值向量代表集合, 则击中集的染色体编码为 (x_1, x_2, \dots, x_m) 的形式, 其中 $x_i = 0$ 或 1. 下面给出遗传算法部分的算子.

交叉算子. 对于染色体 (x_1, x_2, \dots, x_m) 和 (y_1, y_2, \dots, y_m) , 随机地选取一个整数 $0 < r \leq m$, 它们产生的后代为 $(x_1, x_2, \dots, x_r, y_{r+1}, \dots, y_m)$ 和 $(y_1, y_2, \dots, y_r, x_{r+1}, \dots, x_m)$.

变异算子. 对于染色体 (x_1, x_2, \dots, x_m) , 随机地选取一个整数 $0 < r \leq m$, 变异后的个体为 $(x_1, \dots, x'_r, \dots, x_m)$, 其中 $x'_r = 1 - x_r$.

反转算子. 染色体 (x_1, x_2, \dots, x_m) 反转后的染色体为 $(x_m, x_{m-1}, \dots, x_1)$.

适应度函数 $f(x_i) = \|Ax_i\|_1 / \|x_i\|_1$, 适应度函数 $f(x_i)$ 反映了当个体 x_i 击中的冲突集越多和 x_i 的范数越小时, 它的适应度越强的特性. 不难看出, 这种适应度的评价是符合事实, 并且是合理的.

选择算子. 同时使用最优保存策略和赌轮选择法^[10], 从 n 个中间群体中选择适应度最优的 1/5 个体复制到下一代中. 其余的个体按照 $P_i = f_i / \sum_{k=1}^n f_k$ 为选取概率被复制到下一代个体中.

为了加快搜索速度和增强算法的局部搜索能力, 同时还需要使用模拟退火算法. 将单个个体的能量评估函数被定义为 $E(x) = (\|x\|_1 - m / \|A\|_1) f(x)$. 设初始温度 $T_0 = \|x\|_1$. 同时, 求解过程中的集合基数如果不满足不等式(2), 我们就可以认为退火算法中的温度达到冷却状态.

下面给出求解极小诊断的遗传模拟退火算法.

算法 1. Genetic simulated annealing (GSA).

(1) 初始化进化计数器.

(2) 随机产生初始群体 $P(t)$, 初始规模为 $\alpha m / \|A\|_1$ (α 为大于 1 的系数).

(3) 以概率 β 进行个体间的交叉操作: $P'(t) \leftarrow \text{Crossover}[P(t)]$.

(4) 以概率 χ 进行个体变异操作: $P''(t) \leftarrow \text{Mutation}[P'(t)]$.

(5) 以概率 δ 进行个体反转操作: $P'''(t) \leftarrow \text{Inversion}[P''(t)]$.

(6) 调用个体模拟退火算法: $P''''(t) \leftarrow \text{SimulatedAnnealing}[P'''(t)]$.

(7) 通过 $f(x_i) = \|Ax_i\|_1 / \|x_i\|_1$ 评估 $P''''(t)$ 中个体的适应度.

(8) 将适应度最优的 1/5 个体直接复制到下一代中, 按照 $P_i = f_i / \sum_{k=1}^n f_k$ 为选取概率选择其余的个体到下一代中, 产生下一代 $P(t+1)$.

(9) 若连续 10 代中包含的击中集没有变化, 则判断这些击中集是否为极小击中集并输出结果. 否则转(3).

算法 2. Simulated annealing (SA).

(1) 设置初始温度 $T_0 = \|x\|_1$ 和循环计数器 $t \leftarrow 0$.

(2) 随机地将向量 x 中 n 个为 1 的位反转, 其中 $n = (T_t(x) - m / \|A\|_1) / \log_2(t+3)$, 从而产生新个体 x' .

(3) 计算能量的增量 $\Delta = E(x') - E(x)$, 若 $\Delta \leq 0$, 则接受新个体, 否则以概率 $p = \exp(-E(x') - E(x)) / T(x)$ 接受新个体, 如果拒绝新个体, 则转(2), 重新退火.

(4) 若新个体的温度 $T(x) \leq m / \|A\|_1 = T_{\min}(x)$ 或者 $t > \varphi$, 则算法结束, 否则 $t \leftarrow t + 1$ 并转(2).

3 算法说明和分析

算法 1 中使用 $f(x_i) = \|Ax_i\|_1 / \|x_i\|_1$ 作为适应度评价函数, 分子 $\|Ax_i\|_1$ 是个体击中冲突集的数目, $\|Ax_i\|_1$ 同 $f(x_i)$ 成正比关系, 即在个体包含构件数目一定的情况下, $\|Ax_i\|_1$ 越大, 说明 x_i 的适应度越强. 分母 $\|x_i\|_1$ 同 $f(x_i)$ 成反比关系, 反映了在击中的冲突集一定的情况下, 个体所代表的集合基数越小, 越有可能成为极小集中集的特性. 正确的适应度评价函数使得算法可以准确地把握搜索的方向.

在选择算子设计中, 算法 1 同时使用了最优保存策略和赌轮选择法. 最优保存策略使得最好的 1/5 个体不被淘汰. 对于其余的中间个体采用赌轮选择法, 这样的选择既不丢失最好的中间个体, 同时按比例保留了各个适应度上的个体, 这使得搜索避免陷入局部最优.

尽管算法 1 具有把握搜索方向好和在一定程度上避免陷入局部最优的特性. 但是无论是交叉算子、变异算子, 还是反转算子, 都不能使算法快速地向正确的方向收敛. 事实上, 也很难设计出这样快速收敛的算子. 因为这些算子既不知道搜索的方向, 也不知道以什么样的速度收敛能够快速达到目标, 同时又不丢失太多正确的解.

算法 1(GSA) 的第 6 步使用模拟退火算法使整个算法在搜索粒度上加大. 以温度的下限 $T(x) \leq m / \|A\|_1$ 为标准, 避免不必要的搜索. 在算法 2(SA) 的第 2 步, 使用的降温方式为 $T_{t+1}(x) = (T_t(x) - m / \|A\|_1) / \log_2(t + 3)$. 图 1 是这种降温方式在几种不同参数下的折线图.

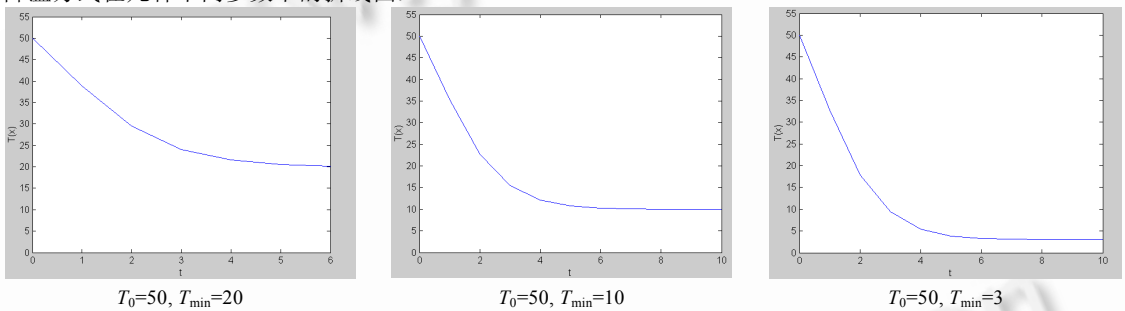


Fig.1 Temperature decreasing curve in variant condition
图 1 不同情况下的降温曲线

可以看出, 这种降温方式使得个体温度越高降温越快, 个体温度越低降温越慢. 这样, 越是接近目标, 搜索粒度就越是细化. 通过大量的实验表明, 在通常情况下, 通过 15 步的退火过程, 个体的温度达到或者接近于最低温度而基本达到冷却状态. 因此, 在实际应用中, 选择退火的最大步长 $\varphi = 15$. 算法 2 以 $E(x) = (T(x) - m / \|A\|_1) / f(x)$ 为函数评估新个体的能量. 这个函数反映了在个体适应度不变情况下, 越是接近最低温度, 个体的能量就越少, 同时也反映了在个体温度不变情况下, 适应度越强, 个体能量越低. 为了确保正确的搜索方向, 避免搜索陷入局部最优, 在个体降温后对其能量进行评估. 若个体的能量减少, 则直接接受这一事实, 这也是我们所期望的. 若能量增加, 则以概率 $p = \exp(-(E(x') - E(x)) / T(x))$ 接受. 如果拒绝能量的增加, 则对个体重新进行退火. 算法要能够以一定的概率接受能量的暂时增加才能避免搜索陷入局部最优. 图 2 是这种降温方式在实际测试中能量的变化折线图. 其中, 初始温度 $T_0(x) = 50$, 冷却温度为 $T_{\min}(x) = 10$, 冲突集的数目为 15, 3 个个体的能量变化和降温折线图如图 2 所示. 图 2 中实线为能量变化线, 虚线为温度变化线.

正如文献[7]中指出, HS-tree^[6]的空间复杂度为 $O(m^n)$, 其中 m 为冲突集的平均基数, n 为系统中的构件总数. BHS-tree^[6]的空间复杂度为 $O(2^n)$. 不难看出, 采用 GSA 的空间复杂度为 $O(n)$.

采用 GSA 算法求解不仅能够发挥遗传算法的优势, 把握正确的搜索方向, 而且可以发挥模拟退火算法快速收敛的优势. 同时, 模拟退火算法部分的设计还能够使搜索避免过早地收敛于局部最优状态. 合理的评估函数以及算法的各个参数设计极大地提高了算法在实际应用中的效果.

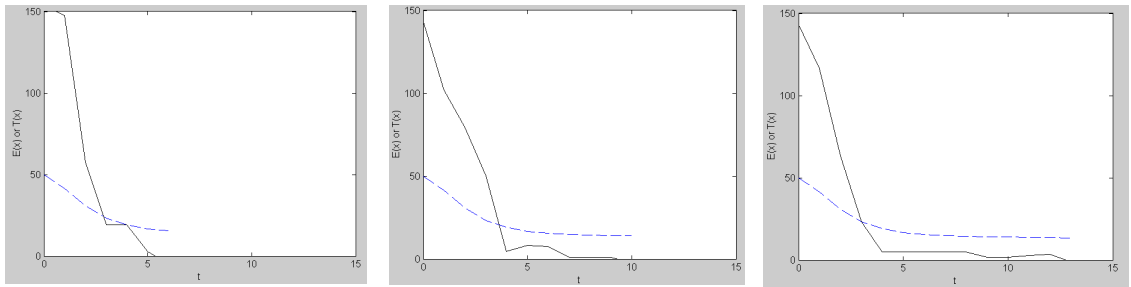


Fig.2 Energy and temperature curve of variant individual

图 2 不同个体的能量和温度曲线

文献[7]中已经将 GA 算法与 HS-tree 和 BHS-tree 等非遗传算法的性能进行了比较.这里,我们通过编写测试程序,对本文提出的 GSA 算法和文献[7]中的 GA 算法性能作一个比较.算法的测试平台为 PIV 2GHz CPU, 512M DRAM.测试用例中,系统构件的总数为 500,冲突集数目从 5~100.GSA 算法的参数取值为 $\alpha=10, \beta=0.8, \chi=0.1, \delta=0.1, \varphi=15$.图 3 是 GA 和 GSA 在各种冲突集数目下击中集的求解时间.

从图 3 中可以看出,尽管在冲突集较少的情况 GSA 算法比 GA 算法性能略有差别,但是从冲突集数目大于 35 开始,由于 GSA 算法有较快的收敛速度,求解时间节省了约 1/3~1/2.

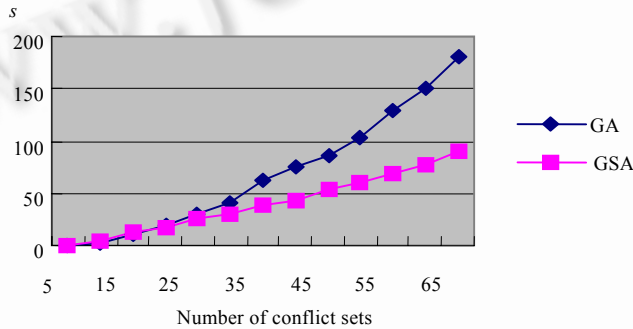


Fig.3 Efficiency comparison between GSA and GA

图 3 GSA 和 GA 的性能比较

同样是在 500 个构件的系统中,多次构造 20 个冲突集和 100 个冲突集.我们分别对 GSA 和 GA 的求解精度进行了测试.图 4 反映了冲突集一定和不同击中集数目情况下,算法的求解精度.我们提出的 GSA 算法不仅在遗传算法部分保留了各个层次上的个体,而且模拟退火算法部分的设计能够使算法避免陷入局部最优,从而较大地提高了算法的求解精度.在大多数情况下,GSA 算法可以求解出 98%极小诊断.

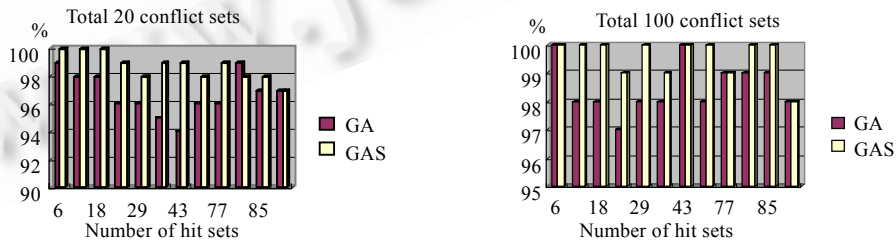


Fig.4 Accuracy comparison between two algorithms

图 4 两种算法的求解精度比较

4 结论

本文将遗传算法和模拟退火算法相结合,提出一种新颖的 GSA 求解极小诊断的算法.同时,通过将击中集

求解问题映射到 0/1 整数规划问题,给出了模拟退火算法的冷却温度.GSA 算法使用模拟退火算法达到快速收敛的目标,在一定程度上较大地改善了原有 GA 方法的性能.同时,GSA 算法通过保留不同适应度层次上个体的多样性,在一定程度上提高了算法的求解精度.在降温方式上,个体能够以一定的能量脱离局部最优状态,也使得算法的求解精度得到了较大的提高.在冲突集大于 35 以后,GSA 较 GA 算法表现出了很大的性能优势,节省了约 1/3~1/2 的计算时间.大多数情况下,GSA 算法能够求解出 98%~100%的解.

References:

- [1] Raymond R. A Theory of diagnosis from first principles. *Artificial Intelligence*, 1987,32(1):57~95.
- [2] Jodan DK, Brian CW. Diagnosing multiple faults. *Artificial Intelligence*, 1987,32(1):97~130.
- [3] Luan SM, Dai GZ, Chen YD. A logic-based approach to diagnosis. *Journal of Guizhou University of Technology (Natural Science Edition)*, 2002,31(4):61~68 (in Chinese with English abstract).
- [4] Peter F, Wolfgang N. A static model-based engine for model-based reasoning. In: *Proc. of the 15th Int'l Joint Conf. of on Artificial Intelligent*. Nagoya: Morgan Kaufmann Publishers, 1997. 466~473.
- [5] Junquera BP, González CA. Possible conflicts, ARRs and conflicts. In: *Proc. of the Int'l Workshop on Principles of Diagnosis*. Semmering, 2002. 122~128. <http://www.dbai.tuwien.ac.at/user/dx2002/proceedings/dx02final08.pdf>
- [6] Jiang YF, Lin L. Computing the minimal hitting sets with binary HS-tree. *Journal of Software*, 2002,13(12):2267~2274 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/13/2267.pdf>
- [7] Lin L, Jiang YF, Computing minimal hitting sets with genetic algorithm. In: *Proc. of the Int'l Workshop on Principles of Diagnosis*. Semmering, 2002. 77~80. <http://www.dbai.tuwien.ac.at/user/dx2002/proceedings/dx02final25.pdf>
- [8] Li ZS, Jiang YF. A correction and extension to the testing theory for model-based diagnosis. *Journal of Software*, 2000, 11(7):979~983 (in Chinese with English abstract).
- [9] Fijany A, Vatan F, Barrett A, Mackey R. New approaches for solving the diagnosis problem. *IPN Progress Report*, 2002. 42~149. http://ipnpr.jpl.nasa.gov/tmo/progress_report/42-149/149K.pdf
- [10] Shi ZZ. *Knowledge Discover*. Beijing: Tsinghua University Press, 2002. 265~293 (in Chinese).

附中文参考文献:

- [3] 栾尚敏,戴国忠,陈由迪.基于逻辑的一种诊断方法. *贵州工业大学学报(自然科学版)*,2002,31(4):61~68.
- [6] 姜云飞,林笠.用对分 HS-树计算最小碰集. *软件学报*,2002,13(12):2267~2274. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/13/2267.pdf>
- [8] 李占山,姜云飞.对基于模型诊断测试理论的修正与扩充. *软件学报*,2000,11(7):979~983.
- [10] 史忠植. *知识发现*.北京:清华大学出版社,2002.265~293.