

회로 고장 진단문제의 제한성 네트워크 최적화
기법의 적용에 관한 실험적연구
An Empirical Evaluation of Circuit Fault
Diagnosis as Optimization in Constraint Network

송두헌(전자계산과)
Doo Heon Song(Dept. of Computer Science)

Key Words : 복합 고장 진단, 제한성 네트워크, Abduction, 모형 중심 진단, 구조 중심 진단.

ABSTRACT : In this paper, we evaluate empirically the performance of two algorithms developed from different frameworks in the same playground-acyclic circuit multiple fault diagnosis problem.

MBD, a model based diagnosis algorithm which is a simplified variant of GDE³⁾ uses constraint propagation and finds minimum set cover in conflict sets, known as the most general treatment in multiple fault diagnosis.

SAB, born in much different framework of constraint network, was theoretically proved being useful in diagnosis but never tested seriously. SAB, Structure-based Abduction, exploits the structure of constraint network⁵⁾ and is most useful when the problem contains no cycle.

We tested both on a family of parameterized acyclic combinatorial circuits for the task of finding all minimal cardinality diagnosis. The result shows that due to its exponential complexity for large circuits, MBD is more sensitive to the variations in the circuit types and input probabilities. However, for small circuits, two algorithms are comparable in their performance.

1. 서론

진단(diagnosis)문제의 일반적 해결 방법은 모형 중심 진단 (model based diagnosis) 기법이다. ^{2) 3)} 이 기법은 진단이란 고장에 대한 최선의 설명(explanation)에 대한 abduction 이라고 해석한다. 여기서 '설명' 이라 함은 모형과 일관성 있는 구체적 사례 (consistent instantiation)의 집합을 말하며 최상의 설명이란 적합한 기준에 의하여 그것이 최적화된 것을 말한다. 보통 이용되는 적합한 기준에는 최소 카디널리티 ¹⁰⁾, 확률적 적합성 ¹³⁾, 보수적 covering 이론(parsimonious covering theory)¹⁴⁾, 최저가 증명 ¹⁾ 등이 있다. GDE ³⁾은 제한성 증식(constant propagation)기법을 이용하는 가장 유효한 일반적 알고리즘으로 알려져 있다.

인공지능의 또 다른 분야인 제한성 네트워크는 일반적인 추론이론으로써 퍼즐, 스케줄링 등에 이용되어 왔다. ⁴⁾ 이것의 한 응용 분야인 신뢰성 네트워크의 연구과정에서 파생된 가격기준 abduction 알고리즘은 자연어 번역기 제작과정에서도 유용하게 사용되었는 바¹²⁾, 그것이 신뢰성 수정에 유용하고, 진단문제에도 응용될수 있음이 여러 연구를 통하여 이론적으로 고찰된 바 있다.^{4) 5) 6) 15)}

즉, 진단 문제 모형을 쌍그래프(dual graph)를 통하여 제한성 네트워크로 변환하면 다중 고장

진단의 ‘최상의 설명’이란 이 네트워크의 가격함수를 통한 최적해와 일치하며 그 과정이 바로 가격기준 abduction 알고리즘이라는 것이다. 또, 그것이 사이클을 포함하지 않으면 최단시간 ($O(n)$)내에 최적해를 구하는 알고리즘이 존재하며 ⁶⁾ 이것을 직접 진단문제에 적용, 이론적으로 그 정확성이 증명된 것이 구조 중심 abduction(SAB:Structure based abduction)이다 ⁶⁾

본 논문은 진단문제를 접근하는 전통적 시각, 즉 모형 중심 진단 알고리즘과 제한성 네트워크의 최적화를 통한 새로운 기법인 SAB를 조합 논리 회로의 다중 오류 진단문제를 통하여 그 성능을 실험을 통하여 평가하고자 한다. 이를 위하여 우리는 GDE³⁾를 간단하게 개량한 알고리즘(MBD)을 2장에서 소개하고 3장에서 SAB에 대하여 소개한 후 실험 절차 및 결과를 4장에서 기술하고자 한다.

그보다 먼저 이 두 알고리즘이 서로 다른 목적에서 개발된 것임을 주지해야 할 것이다. 곧, 이 실험의 결과가 한 알고리즘의 소멸을 의미하는 것은 아니다. 왜냐하면, GDE에 바탕을 둔 MBG 알고리즘은 회로구조가 일반적인 그래프일때도 적용 가능하나 SAB는 그것이 트리 혹은 확장형 트리일 때만 적용가능하다. 물론 SAB 도 tree-clustering기법을 적용하면 일반적인 경우에도 적용할 수 있으나 이때는 SAB의 강점인 알고리즘의 선형성(linearity)은 보장받지 못한다. 즉, SAB에 tree-clustering 기법을 적용하면 그 변환 과정이 최대 크기의 cluster에 대하여 지수적으로 영향을 받게 된다. 또한 SAB는 논리적으로 무결(sound)하고 완전(complete)하지만 MBG는 무결하나 불완전하다. 따라서, 여기서는 동등한 입장에서의 비교를 위하여 두 알고리즘 모두가 논리적으로 무결하고 완전한 사이클 없는 회로구조만 그 실험 대상으로 하였음을 밝혀 둔다

2. MBG 알고리즘

[2]에 따르면 모형중심 진단의 각 용어는 아래와 같이 정의 된다.

정의 1 $MBG = \{S, CP, O\}$

여기서 S는 시스템의 기술로써 1차 술어 논리 (first order logic)문장의 집합이다

CP는 시스템의 구성요소 (component)로 상수의 유한집합이다

O는 관찰값으로 1차 술어 논리 문장의 유한집합이다

정의 2 비정상항(abnormal literal)

모든 상수 $c \in CP$ 는 비정상항 $ab(c)$ 또는 $\neg ab(c)$ 로 표기되며 $ab(c)$ 는 “c가 비정상이다”로 해석한다.

정의 3 충돌집합(conflict Set)

충돌집합 $CF \subseteq CP$ 이고 $S \cup O \cup \{ \bigwedge_{c \in CF} \neg ab(c) \}$ 가 모형과 일관성이 없는 c의 집합이다.

정의 4 최소 충돌집합(minimal conflict set)

최소 충돌 집합이라 함은 그 충돌 집합의 어떠한 진부분집합도 충돌집합이 아닌 경우를 말한다.

정의 5 진단(diagnosis)

$S \cup O \cup \{D(P, CP)\}$ 가 만족(satisfiable)될 때 $D(P, CP)$ 는 시스템 $\{S, CP, O\}$ 의 진단이라고 한다. 여기서 $P \subseteq CP$ 이고 $D(P, CP) = \{ \bigwedge_{c \in P} ab(c) \} \wedge \{ \bigwedge_{c \in CP-P} \neg ab(c) \}$ 이다.

정의 6 예측(prediction)

진리값 $V = v$ 는 가정(assumption)의 집합 $D(P, CP)$ 에 따른 예측이라고 말할 때

$V = v$ 는 $S \cup O \cup D(P, CP)$ 의 prime implicate인 경우이며 $O \cup v$ 는 V 를 포함하지 않는 모든 관찰을 말한다.

위의 정의를 사용한 MBD 알고리즘의 기술이 그림 1에 있다.

직관적으로 '진단'이라 함은 모형과 관찰값이 일관성이 있는 각각의 비정상항에 진리값을 부여하는 것이다. 이 알고리즘의 입력은 (S, CP, O) 인데 S 는 값 추론 규칙의 1차 술어 논리문장의 집합이고 O 는 S 의 변수집합의 부분집합에 진리값이 부여된 것을 말한다. 즉, 모형이 회로라면 어떤 회로의 상태값을 말한다. MBD는 이것을 3단계 과정을 거쳐 최소 카디널리티 진단을 생성하는 데 1단계에서는 제한성 증식 기법을 통하여 각각의 (변수, 값)쌍의 예측을 생성하며 그것이 관측치와 충돌(conflict)하는 것을 충돌집합으로 규정한다. 이것이 시스템의 고장에 대한 모든 가능한 설명이며 이것의 최소 크기 cover를 구하면 그것이 최소 카디널리티 진단이 된다.

제한성 증식 기법은 일반적으로 논리적으로 불완전 (incomplete)하나 Horn clause 또는 트리구조 같은 제한적 언어에서는 완전하며 때문에 트리 구조만 평가하는 본 실험에서는 SAB에 대하여 불공평하지 않다. 최악의 경우 3단계 최소 크기 cover를 구하는 것은 NP-complete이다.⁸⁾

따라서 모든 최소 크기 cover를 구하려면 2중 NP-complete가 될 것이며 때문에 대형 논리 회로에서는 시간, 공간 사용상에 난점이 있을 것이 우려된다.

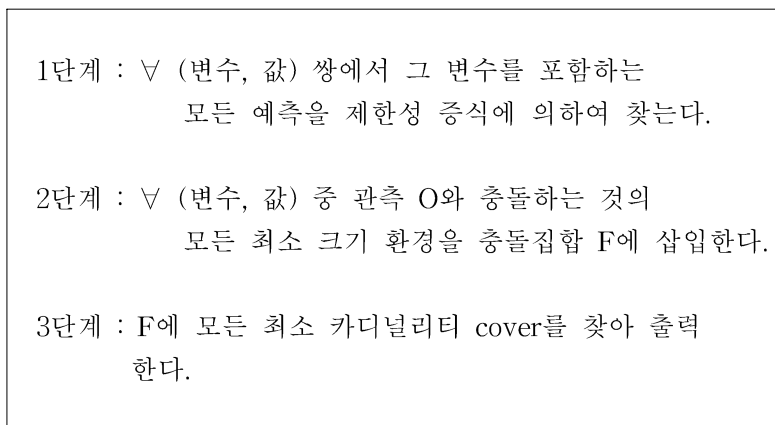


그림 1. MBD 알고리즘

3. SAB (Structure based Abduction) 알고리즘

정의 7 제한성 네트워크

제한성 네트워크 $CN = \{r_1, \dots, r_m\}$ 이고 r_j 는 제한성이며 변수집합 $X = \{x_i \mid 1 \leq i \leq n\}$ 의 부분집합 S_i 에 정의되어 있다. $dom(x_i)$ 는 변수 X_i 의 정의역을 말한다.

정의 8 CN의 해 (solution)

'해'는 모든 제한성을 만족시키는 각 변수의 값의 집합을 말하며 $\text{sol}(\text{CN}) = \{t = \{x_i = \chi_i \mid 1 \leq i \leq n\} \mid \forall_j t_{S_j} \in r_j, 1 \leq j \leq m\}$ 으로 표기된다. 여기서 t_S 는 변수집합 S 의 튜플 t 의 projection을 말한다.

정의 9 CN의 해의 가격(cost)

$c(\text{CN}) = \sum c_i(X_i = \chi_i)$ 이며 가격함수 c 는 각 변수마다 정의된다.

위 정의에 따라 이제부터 고장 진단 문제를 네트워크 CN의 최적화 문제로 변환하기로 한다.

시스템 = $\{S, CP, O\}$ 에서 S 는 2개의 변수집합 $X = \{x_i \mid 1 \leq i \leq n\}$ 과 $A = \{A_j \mid 1 \leq j \leq m\}$ 으로 표시된다. X 는 각 구성요소의 입출력을 그 값으로 하며 A 는 가정 변수 집합 (assumption variables)이다. 관찰 O 는 각 변수에 어떤 값을 부여한 것이다. m 개의 구성 요소에 대하여 $A_j (1 \leq j \leq m)$ 은 구성요소 C_j 의 상태를 나타낸다. A_j 의 값은 간단히 정상(값 0) 또는 비정상(값 1)로 나타낼 수 있으나 다른 고장 모형 자체를 표시할 수도 있다. 제한성 r_j 는 구성요소 $c_j \in CP$ 의 상태와 입출력을 나타낸다. 즉, r_j 는 집합 $R_j = \{A_j\} \cup S_j$ 에 정의되며 S_j 는 c_j 의 입출력값 모두를 말한다. S_j 의 변수에는 가격함수가 0이고 A_j 에는 0 아닌 가격이 부여될 수 있다. 보통 $c(A_j \text{가 비정상}) = 1$ 이고 $c(A_j \text{는 정상}) = 0$ 이다.

이러한 CN은 쌍 그래프(dual graph)로 나타낼 수 있다. 쌍 그래프에서 제한성 r_j 는 node(c 변수)로 표시되고 두 node간에 공통인 변수가 있으면 그것을 label로 하는 arc가 형성된다.

그림 2는 예제 1을 쌍 그래프로 표현한 것이다.

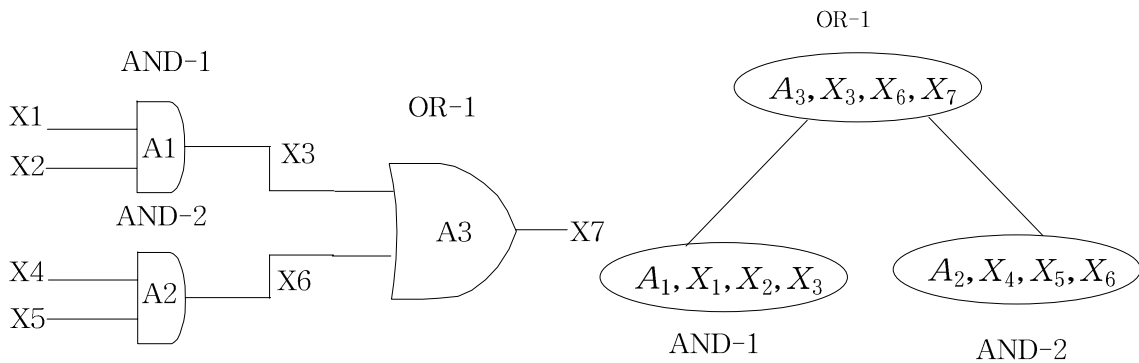


그림 2. 예제 1의 논리회로와 쌍 그래프

(예제 1)

2개의 AND 게이트 AND-1, AND-2와 1개의 OR 게이트 OR-1이 그림 2처럼 연결되어 있다. 각 게이트의 제한성은 $A_j = 0$ 은 그 게이트가 정상임을 나타내며 가격도 0이다. $A_j = 1$ 은 그 게이트의 행동이 비정상임을 나타내고 가격 1이 주어진다. AND-1 게이트의 제한성 r_{A1} 이 표 1로 나타나 있는데 여기서 X 란 '어떤 값도 좋다' (don't care)로 해석한다.

이 예제에서 관측값 $O = \{X_1=0, X_2=1, X_4=1, X_5=1, X_7=1\}$ 이 주어졌다면 2개의 최선의 설명이 가능하다. (동물 최소가격 1)

설명 1 = $\{X_1=0, X_2=1, X_3=0, X_4=1, X_5=1, \underline{X_6=0}, X_7=0, A_1=0, \underline{A_2=1}, A_3=0\}$
즉 AND-2가 고장이다.

설명 2 = $\{X_1=0, X_2=1, X_3=0, X_4=1, X_5=1, X_6=1, \underline{X_7=0}, A_1=0, A_2=0, \underline{A_3=1}\}$
즉 OR-1이 고장이다.

2개 이상의 게이트가 고장일 수 있으나 그 경우 CN의 해의 가격이 1을 초과하므로 최저가 설명은 아니다.

표1. AND-1의 제한성

A1	X1	X2	X3	가격
0	0	0	0	0
0	0	1	0	0
0	1	0	0	0
0	1	1	1	0
1	X	X	X	1

예제 1의 쌍 그래프는 순수 트리 형태로 나타났다.(join tree) 그러나 회로가 복잡해지면 arc가 중첩되는 일이 있을 수 있다. 만약 이때 중첩 arc를 $O(n)$ 내에 제거할 수 있다면 그 CN은 acyclic이라 부른다.¹²⁾ 이 경우 최적해는 $O(n)$ 에 구할 수 있다. (1)에 자세히 설명되었는 바 cyclic 쌍 그래프도 clustering을 사용하면 acyclic으로 바꿀 수 있다. 그러나 이때는 변환과정이 $O(n)$ 이 아니라 $O(2^{|P|})$ 이고 이때 $|P|$ 는 최대 cluster의 크기이다. 따라서 이 기법은 cluster가 작은 경우에만 현실적이다.

이제 알고리즘 SAB를 살펴보자. 그림 3에 나타난 SAB 알고리즘은 2단계 과정을 거치는데 쌍 그래프를 그 입력으로 받는다. 여기서 지적할 점은 1단계 컴플렉시티는 $O(nt \log t)$ 이다. 여기서 n 은 node수, t 는 튜플의 수이다. 제 2단계에서는 root부터 단말까지 각 node마다 자기 children중 최저가 가중치 포인터를 따라가며 가격을 산정, 최저가 해를 구한다. 따라서 변환과정이 $O(n)$ 이내이면 이 알고리즘은 선형(linear)컴플렉시티이다.

$$R_j = \{A_j\} \cup S_j \subset X \quad (1 \leq j \leq m)$$

1단계 : 가중치 산정

If $R_j =$ 단말 then

\forall 튜플 $t \in r_j, w(t) = c(t_{A_j})$

else

\forall 튜플 $t \in r_j,$

$$w(t) = c(t_{A_j}) + \sum_{i=dh(j)} \text{Min}_s(S \in r_j \mid S_{R_i \cap R_j} = t_{R_i \cap R_j})W(S)$$

2단계 : root부터 단말까지 최저 $W(t)$ 를 따라 최저가 해를 구한다.

그림 3. SAB알고리즘

4. 실험 및 평가

평가방법

회로 $b(tp, k)$ 는 $n=2^k-1$ 게이트를 갖고 k layer를 갖는 트리 구조를 말한다.(루트가 layer k). 형태확률(tp : type probability)은 홀수차 layer에서 확률 tp 로 AND게이트 확률 $1-tp$ 로 OR게이트를 생성하는 것을 말하며 짝수차 layer에서는 확률 tp 로 OR게이트를 $1-tp$ 로 AND게이트를 생성한다. $b(tp, k)$ 는 acyclic이나 최소 충돌의 숫자는 최악의 경우 지수형으로 급증한다.

각 회로의 입력값은 입력확률 q 에 따르는데 확률 q 에 따라 1을 $1-q$ 에 따라 0을 부여하므로 $b(tp, k)$ 는 많은 고장을 내포한다.

SAB와 MBD를 수평비교하는 기준은 CPU사용시간인데 MBD는 본질적으로 NP-complete이므로 n 이 크면 불필요하게 많은 시간, 공간을 소요할 수 있다. 이 때문에 제한시간 $t=2000$ 초를 사용, 그 시간동안 해를 구하지 못하면 포기하도록 하였다. 공간적으로는 저장되는 '예측'의 수가 10000을 넘지 못하게 하였다.

각 문제마다 게이트의 수는 layer를 5부터 9까지로 하여 31게이트로부터 511게이트까지의 CPU사용시간을 측정하고 같은 크기의 layer에 2개의 다른 회로와 5개의 다른 관측값(0)을 부여 10회 시행한 평균값을 비교하였다.

평가결과

표 2에서 보듯이 MBD는 회로의 형태보다 회로의 입력이 무엇이나에 따라 급격한 변화를 보인다. 표2의 크기 63인 회로의 경우 입력확률(1이 될 확률)이 0일때가 1에 가까울 때 (0.8)에 비해 3배이상 느려졌다. 반면에 SAB는 특기할만한 변화를 보이지 않았다. 표3에서 $ip=0.5$ 로 두어 입력이 0과 1을 비슷하게 가질 때는 두 알고리즘간의 격차도 크지 않고 표2와 같은 급격한 속도저하도 나타나지 않았다. 이는 MBD가 충돌의 수에 크게 영향을 받는 것을 의미한다. 전반적으로 SAB가 MBD보다 빠른속도로 해를 얻는 것을 볼 수 있다.

표2 $tp = 0.2$ 에서의 두 알고리즘의 성능평가(단위 : 초)

회 로 수	MBD		SAB	
	$ip = 0.0$	$ip = 0.8$	$ip = 0.0$	$ip = 0.8$
31	3	4	2	3
63	71	20	7	8
127	562	126	23	24
255	∞^*	1012	98	97
511	∞	∞	353	338

* ∞ 는 예측의 수 > 10000 또는 CPU시간 > 2000을 나타냄

표3 $ip = 0.5$ 에서의 두 알고리즘의 성능평가(단위 : 초)

회 로 수	MBD		SAB	
	tp = 0.0	tp = 0.8	tp = 0.0	tp = 0.8
31	3	4	4	3
63	12	12	11	10
127	32	39	34	31
255	93	106	76	72
511	886	351	318	342

5. 결론

이론적으로 진단 문제를 제한성 네트워크의 최적해로 바꿀 수 있음은⁶⁾⁷⁾에서 증명된 바 있다. 그러나 실제적 문제에 있어 이러한 알고리즘이 제한성 증식등을 이용한 전통적인 모형기준 진단 알고리즘에 비하여 효율성이 있을 것인가에 대하여는 알려진 바가 없다. 본 논문은 이 서로 다른 태생 환경을 가진 두 알고리즘을 회로 진단 문제에 적용, 그 실제적 효과를 평가함에 그 목적이 있다. 실험의 결과는 acyclic회로문제의 경우 전반적으로 SAB가 MBD보다 우수하며, 부수적으로 MBD는 회로크기(>100)과 입력확률(0또는 1에 가까울 때)에 민감하게 반응하여 실질적 효과가 의심스러움을 볼 수 있었다. MBD가 이런 성능을 보인 주 원인은 충돌집합의 크기가 커지면 사용공간을 많이 필요로 하며 여기에서 최소집합 cover를 구하는 과정이 NP-complete이기 때문으로 추측된다.

하지만 MBD가 cyclic인 경우도 적용되는데 반해 여기에서 실험된 SAB는 acyclic인 경우만 대상으로 함을 간과할 수 없다. 따라서 SAB를 확장, tree-clustering까지 포함하여 cyclic graph의 처리에서도 MBD보다 우수한지 본 뒤에야 두 알고리즘의 공정한 평가가 가능할 것이다.

참고문헌

- (1) Charniak, E. and Shimony, S.E. Probabilistic semantics for cost-based abduction. In *Proceedings, AAAI-90*, page 106-11, 1990.
- (2) de Kleer, J. Mackworth, A.K. and Reiter, R. Characterizing diagnoses and systems. *Artificial Intelligence*, 56:197-222, 1992.
- (3) de Kleer, J. and Williams, B.C. Diagnosing multiple faults. *Artificial Intelligence*. 32:97-130, 1987.
- (4) Dechter, R. Constraint networks. In *Encyclopedia of Artificial Intelligence*, pages 276-285. Wiley, J. new York, second edition, 1992.
- (5) Dechter, R. and Dechter, A. Belief maintenance in dynamic constraint networks. In *Proceedings, AAAI-88*, pages 37-42, 1988.
- (6) Dechter, R., Dechter, A. and Pearl, J. Optimization in constraint networks. In Olivier, R.M. and Smith, J.Q. editors, *Influence Diagrams, Belief Nets and Decision Analysis*, pages 411-425. Wiley, J. New York, 1990.
- (7) Dechter, R. and Pearl, J. Tree clustering for constraint networks. *Artificial Intelligence*, 38:353-366, 1989.

- (8) Garey, M.R. and Johnson, D.S. *Computers and Tractability*. Freeman, W.H. New York, 1979.
- (9) Geffner, H. and Pearl, J. An improved constraint propagation algorithm for diagnosis. In *Proceedings, IJCAI-87*, pages 1105-1111, 1987.
- (10) Genesereth, M.R. The use of design descriptions in automated diagnosis. *Artificial Intelligence*, 24:411-436, 1984.
- (11) Hobbs, J.R., Stickel, M., Martin, P. and Edwards, D. Interpretation as abduction. In *Proceedings, 26th Annual Meeting of the Association for Computing Linguistics*, pages 95-103, 1988.
- (12) Maier, D. *The Theory of Relational Databases*. Computer Science Press, Rockville, MD, 1983.
- (13) Pearl, J. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems. Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufman, San Mateo, CA, 1988.
- (14) Peng, Y. and Reggia, J.A. *Abductive Inference Models for Diagnostic Problem Solving*. Springer Verlag, Berlin, 1990.
- (15) Santos, E. Jr. On the generation of alternative explanations with implications for belief revision. In *Proceedings, Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 339-347, 1991.