

TM-1187

制御用エキスパートシステムにおける
第一原理に基づく診断機構の実現

岩政 幹人、持地 繁、鈴木 淳三、
末田 直道 (東芝)

June, 1992

© 1992, ICOT

ICOT

Mita Kokusai Bldg. 21F
4-28 Mita 1-Chome
Minato-ku Tokyo 108 Japan

(03)3456-3191 ~ 5
Telex ICOT J32964

Institute for New Generation Computer Technology

制御用エキスパートシステムにおける第一原理に基づく診断機構の実現

Diagnosis from First Principle in Plant Control Expert System

岩政幹人*, 持地繁**, 鈴木淳三*, 末田直道*

Mikito Iwamasa, Shigeru Mochiji, Junzo Suzuki, Naomichi Sueda

(株) 東芝 * システム・ソフトウェア技術研究所 ** 府中工場

Systems and Software Engineering Lab., Toshiba Corp. ** Fuchu Works, Toshiba Corp.

In this paper we propose a diagnostic subsystem for a plant control expert system. The system uses the model of the plant instead of if-then rule knowledge.

The model-based diagnosis is well formalized as the diagnosis from first principle by Reiter [4]. Reiter proposed a method to calculate diagnosis from first principle using theorem prover to get conflict sets and using H-P tree method to get hitting set (= diagnosis). In the dynamic system such as a plant, it is difficult to obtain proper theorem prover. The set-covering is another approach to get diagnosis when the causal relations between symptoms and disorders are clearly defined.

Our proposed system combines the model-based approach and the set-covering approach using Qualitative Causal Model of the plant. The system proved to realize the diagnosis from first principle. We estimated the applicability of our system to the thermal power plant example.

1 はじめに

if-then ルールに代表される経験則に基づく診断知識を用いず、診断対象の物理的な構成や物理現象に注目してそれらをモデル化し、モデルに基づいて診断を行なう手法をモデルベース診断 (MBD: Model Based Diagnosis) と呼ぶ。モデルベース診断の目的は、モデルのどの部分が正常な動作をしなくなっているかを、モデルと観測値に基づいて決定することである。

Reiter は「第一原理による診断」によってモデルベース診断を以下のように定式化した [4]。

定義 モデル は以下に示す 3 つの要素の組み合わせ

(SD, OBS, COMP) で記述する

SD システム記述

OBS 観測値の集合

COMP 構成要素の集合

定義 (SD, OBS, COMP) における診断 (diagnosis) とは、(SD, OBS, COMP) に対する conflict 集合の minimal な hitting 集合である。

ここで (SD, OBS, COMP) における conflict 集合とは、COMP の部分集合 $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ であり少なくともその中の 1 つの構成要素が異常でないとモデルと矛盾するものを示す。すなわち

$$SD \cup OBS \cup \{\neg AB(c_1), \dots, \neg AB(c_n)\}$$

は矛盾である (ここで $AB(c)$ は構成要素 c が異常であることを示す)。

また conflict 集合 $C_i (1 \leq i \leq n)$ の minimal な hitting 集合 H は、以下に定義される集合である。

$$H \subseteq \bigcup_{i=1}^n C_i$$

かつ、

$$H \cap C_i \neq \{\} \text{ for all } i$$

以上のことから、診断はモデルと矛盾を起こさない最小の異常な構成要素の集合であると換言できる。

Reiter は、デジタル回路においてモデルを一階述語論理によって記述し、定理証明器 (Theorem Prover) を consistency checker として用いて conflict 集合を計算し、H-P 木法による hitting 集合の計算を行なって診断を計算する手法を提案した。しかしプラント制御等のシステムの挙動がダイナミックな対象では適当なモデル記述方法とそれに対応する consistency checker が存在せず Reiter の手法を適用できない。

Ng [2] は定性モデルを用いてシステムの挙動を記述し、定性シミュレータを consistency checker として用いて Reiter の手法を適用した。しかし H-P 木手法が consistency checker への頻繁な問い合わせを行なうことと、定性シミュレータの計算コストが大きいことを考慮するとリアルタイムシステムへの適用は困難である。

一方、徴候と原因仮説の関係が明らかな診断問題において、観測された異常(徴候)を説明できる可能な原因仮説の組み合わせを求める診断手法として Set-Covering の手法がある[3]。しかし我々の対象としているダイナミックな系では徴候と原因仮説の関係は明確ではない。

我々は Set-Converging の手法と、定性因果モデルに基づく定性伝播の手法を融合することによって Reiter の「第一原理に基づく診断」を実現した[1]。

診断システムは2つのサブモジュールによって構成される。定性伝播モジュールは定性因果モデルに基づいて徴候に対して可能な定性的な原因の集合を推論する。BIPARTITE モジュールは得られた原因の集合を用いて、全ての徴候を同時に説明できる原因の組み合わせを推論する。また「診断戦略」を導入して原因候補の絞り込みを行なう。

以下、定性因果モデルの定義、定性伝播モジュール、BIPARTITE モジュールについて詳細に説明を行ない、火力発電所の大規模モデルへの適用事例に基づきシステムの有効性を検証する。

2 モデル定義

2.1 定性因果モデル

定性因果モデル (Qualitative Causal Model) は対象とするシステムのダイナミックな挙動を定性的にモデル化したものである。モデルは定性的パラメータと定性因果関係式で構成される。

- 定性的パラメータ

定性的パラメータは、パラメータの値が正常値からズレていることを定性的に表現したものである。定性的パラメータ $\langle \text{para}, [+]\rangle$ はパラメータ para の値が正常値よりも大きいことを表している。

- 定性因果関係式

各々のパラメータは対象内の物理現象や機器の接続関係によって直接間接に互いに因果関係を持つ。ある一つの物理現象に直接関係するパラメータの定性的な因果関係を定性因果関係式で表現する。例えば、現象 r とパラメータ p に関する定性因果関係式を次の形式で定義する。

$$r : p \Leftarrow \{ \{ + : p_1, \dots, p_n \}, \{ - : p_{n+1}, \dots, p_m \} \}$$

これはパラメータ p が p_1 から p_m までのパラメータと因果関係を持ち、 $p_1, \dots, p_n$ と p は定性的に「単調増加」な関係で、 $p_{n+1}, \dots, p_m$ と p は定性的に「単調減少」の関係を持つことを示す。矢印は因果の方向を示し p を結果パラメータ、 $p_1, \dots, p_m$ を原因パラメータと呼ぶ。 r はこの関係式の名前を示す。定性因果モデルは、対象内の全ての物理現象を表現する定性因果関係式の集合となる。

2.2 定性的原因

異常の原因は次に示す2種類に分類され、各々定性因果モデルを用いて表現することが出来る。

Type 1 入力パラメータの異常

定性因果モデル内でもはや原因パラメータが存在しないパラメータを入力パラメータと呼ぶ。温度などの外部パラメータや、管の肉厚などの設計パラメータが入力パラメータに相当する。入力パラメータ p が定性偏差 v を持つ状態を、 $\langle p, v \rangle$ によって表現する。

Type 2 機器の故障

機器の故障は定性因果モデルでは機器に関係する定性因果関係式の異常に相当する。関係式 r が異常であるためパラメータ p に定性偏差 v が生じている状態を $\langle r, \langle p, v \rangle \rangle$ によって表現する。

3 定性伝播モジュール

定性伝播モジュールは定性因果モデルと徴候が与えられた時、徴候に関連する定性的原因を全て計算する。伝播機構は探索に基づくが、以下の特徴を有す。

- 逆伝播

伝播の方向は因果の結果から原因の方向であり、複数の定性的関係式をパラメータ名と定性値で結びながら伝播する。

- 定性伝播規則

定性伝播に伴う定性値の仮説の組み合わせ爆発を防ぐために組み合わせを考慮しない定性伝播規則を採用する。定性因果関係式自体の異常の可能性も考慮する。

例えば定性因果関係式

$$r_1 : a \Leftarrow \{ \{ + : b \}, \{ - : c \} \}$$

において $\langle a, [+]\rangle$ の原因は $\text{cause}(\langle a, [+]\rangle) = \{ \langle \langle b, [+]\rangle, \langle c, [-]\rangle, \langle r_1, \langle a, [+]\rangle \rangle \}$ と推論される。

これは $\langle a, [+]\rangle$ の原因が原因パラメータの異常 ($\langle b, [+]\rangle$ あるいは $\langle c, [-]\rangle$) であるか、あるいは関係式 r 自体の異常であることを示す。

- 定性的原因

徴候より始まった定性伝播は関連する定性因果関係式がなくなるまで伝播を続け、徴候に関連する定性的原因を全て集める。すなわち伝播が停止した原因パラメータの定性偏差 (Type 1) と、伝播が行なわれた定性因果関係式の異常 (Type 2) である。

定性伝播の結果である定性的原因集合 $\text{Propagate}(s)$ は、その要素の少なくとも1つは s の本当の原因であるという意味で徴候 s に対する conflict 集合となっている。

4 BIPARTITE モジュール

4.1 Set-Covering

図 1 に示すように、微候 s_i , ($1 \leq i \leq 3$) が各々原因集合 $cause(s_i)$ を持ち、図の様な重なりを持つとする。微候 s_1, s_2 は単一の定性的原因 d_2 によって同時に引き起こされている可能性があり、 $\{d_2\}$ は s_1, s_2 を説明するという。また原因の組み合わせ $\{d_1, d_4\}$ も s_1, s_2 を同時に説明し、微候が独立複数の原因によって引き起こされた可能性があることを示す。このように微候と原因の関係が予め明確である時、原因集合間に交わりがあるかどうかを基準にして全ての微候を同時に説明できる原因の組み合わせを求めることができる。これが Set-Covering の基本的な考え方である。これらの原因の組み合わせの中で、特に一つの微候が複数の原因で同時に説明されていないものを最小 (minimal) の説明と呼ぶ。Reggia らの BIPARTITE アルゴリズムによって、 $cause(s_i)$ から最小の説明を全て求めることができる。

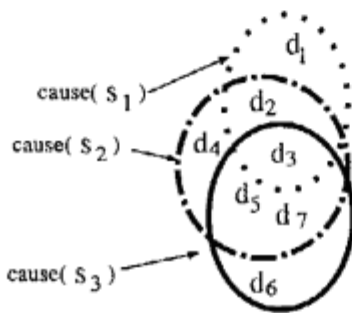


図 1: 原因集合の例

我々は原因集合 $cause(s)$ として定性伝播モジュールで得られた定性的原因の集合を用いることによって、微候全てを説明する定性的原因の組み合わせを求める。また定性伝播の結果である $Propagate(s)$ は定性因果モデルにおける s に関する conflict 集合であることに注意すると、この計算は「第一原理による診断」における minimal hitting 集合を求めることに相当することがわかる。

4.2 BIPARTITE アルゴリズム

BIPARTITE アルゴリズムは故障仮説 G_s を、 $cause(s_i)$ によって漸進的に更新しながら診断を求める。図 2 に微候 $\{s_1, \dots, s_m\}$ の原因集合 $C = \{cause(s_1), \dots, cause(s_m)\}$ に対する BIPARTITE の疑似アルゴリズムを示す。

Reiter の H-P tree 手法は BIPARTITE と同等 (同じ入力に対して同じ出力を行なう) である。

BIPARTITE アルゴリズムを用いると漸進的な診断が可能となるから、追観測による故障仮説 G_s の更新が容易に実現できる。また関数 $revise/2$ は論理的に記述できるので論理型言語と親和性が高いなどの利点を持つ。

function BIPARTITE(C)

begin

$G_s := \{\{\}\};$

while $C \neq \emptyset$ do

$(s, cause(s)) := NextCause$ from C ;

$G_s := revise(G_s, cause(s));$

endwhile;

return G_s ;

end.

図 2: BIPARTITE

4.3 故障仮説

故障仮説 G_s は以下の構造で診断結果 (minimal hitting 集合) を表現する。

$$G_s = \{\underbrace{\{\{d_1, d_2, \dots\}, D_2, \dots\}}_{G_1}, G_2, \dots\}$$

G_s : generator G_i の集合

G_i : クラスタ D_j の集合

D_j : 定性的原因 d_k の集合

図 1 の例では、故障仮説は次のようになる。

$$G_s = \{\{\{d_3\}\}, \{\{d_1\}, \{d_5, d_7\}\}, \{\{d_2\}, \{d_6\}\}, \{\{d_1\}, \{d_4\}, \{d_6\}\}\}$$

1 つの generator は 1 種類の可能性のある複数故障に対応し、クラスタの数が故障の数である。図 1 の例では 4 種類の複数故障が推論された。また診断は 1 つの generator 内の各々のクラスタから 1 つずつ定性的な原因を抽出した定性的原因の集合である。例では 5 つの診断が推論された。

5 診断戦略

BIPARTITE モジュールは与えられた微候を説明する可能な全ての診断を計算するが、実問題への適用を考えると、原因候補の絞り込みを行わなくてはならない。この絞り込みを次の 2 段階の診断戦略に基づいて行なう。

1. generator の絞り込み

「因果関係のない複数の機器が同時に故障する可能性は少ない」という経験則に基づき、最もクラスタの数の少ない generator を解として選択する。

2. 特徴点の抽出

クラスタ内の定性的原因は互いに因果関係を持つ。そこで最も結果よりの定性的原因を「特徴点」として抽出する。「特徴点」の考え方は、もし他の (原因側の) 定性的原因が故障原因ならばそれを支持する他

の徴候が観測されているであろうという経験則に基づく。

6 実験と考察

火力発電所の大規模事例にこの診断機構を適用しその有効性を評価した。定性因果モデルの規模を、以下に示す。

機器数 : 20
パラメータ数 : 175
定性因果式の数 : 100
観測点 : 30

1. 観測点の数と原因候補の数の関係。

「診断戦略」によって選択した generator 内の定性的原因の総数を原因候補の数とする。原因候補の数は、診断による絞り込みの程度をあらわす。観測点の数(徴候の数)を変化させて原因候補の数を計算し、両者の関係を調べた。図3に結果を示す。

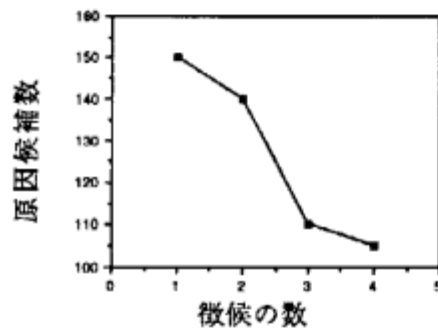


図 3: 原因候補数 v.s. 徴候の数

観測点を増やすこと(追観測)によって原因候補が絞り込まれることがわかる。追観測は、定性因果モデル上で原因候補に近い観測点を選ぶことにより、より効果的に絞り込みも行なうことも可能である。

2. 問題規模に対する実行時間(実行可能性)の評価。
我々の診断システムの大規模モデルにおける問題点は定性因果モデルの大規模化に伴う探索空間の増大である。定性伝播モジュールの伝播の深さを制御することによってモデルの規模を意図的に限定・制御し、モデル規模と実行時間の関係を調べた。図4は定性伝播の深さを調整することによって問題規模を変化させ実行時間との関連を検証した結果である。実行時間は問題規模に対して指数的に増加する。これは主に定性伝播モジュールにおける探索空間の指数的な増大による。この実験により、実問題に適用するためには定性伝播を予め絞り込まなくてはならないことがわかる。確信度の導入による選択的な伝播や因果の距離の導入が必要である。しかし定性伝播を絞り込みすぎると解の質の低下が発生し、結局実行時間と解の質のトレードオフとなる。今回の実

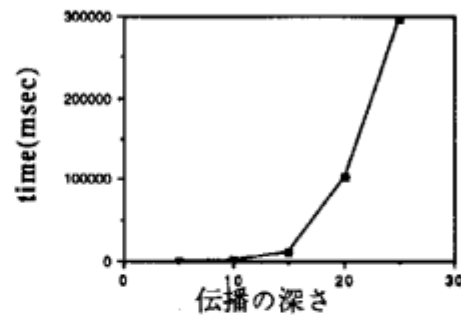


図 4: 伝播の深さ v.s. 実行時間

験では深さ 20 以上が解の正しさを保証する限界であることを実験的に確かめたが、これを事前に解析する手法の検討も今後必要と考えている。

7 まとめ

定性因果モデルに基づく定性伝播と Set-Covering の手法を組み合わせることによって、ダイナミックな診断対象において「第一原理に基づく診断」を実現することが出来た。また大規模事例に対する実験でシステムの有効性を評価し、追観測の有効性、解の質を考慮した伝播の絞り込みの必要性が重要であることがわかった。

8 おわりに

本報告は、ICOT からの委託テーマである「制御用エキスパートシステム」の研究成果の一部である。研究の機会を与えていただいた ICOT 第 7 研究室の新田室長に感謝の意を表します。

参考文献

- [1] M.Iwamasa, S.Mochiji, J.Suzuki and N.Sueda, *Model-Based Diagnosis Using Qualitative Causal Model and Set-Covering*, Proc. of 8th Conference on Artificial Intelligence Applications, 1992, pp.60-66.
- [2] H.T.Ng, *Model-Based Fault Diagnosis of Time-Varying, Continuous Physical Devices*, Proc. of 6th Conference on Artificial Intelligence Applications, 1990, pp.9-15.
- [3] Y.Peng and J.A.Reggia, *Basics of Parsimonious Covering Theory in Abductive Inference Models for Diagnostic Problem-Solving*, Springer-Verlag, 1990, pp.49-98.
- [4] R.Reiter, *A Theory of Diagnosis from the First Principle*, Artificial Intelligence, 32,1987, pp.57-95.