

階層的モデルベース診断における診断戦略

An Adaptive Model-based Diagnostic Strategy

中莖 洋一郎 古関 義幸 田中 みどり

Yoichiro Nakakuki Yoshiyuki Koseki Midori Tanaka

日本電気(株) C&Cシステム研究所

C&C Systems Research Laboratories, NEC Corporation

This paper describes a diagnostic mechanism with a hierarchical-model of a target device. By using a detailed level model, a more precise diagnosis can be achieved than using more abstract level model. However, it requires more computation time. Therefore, in order to build an efficient diagnostic system, a mechanism to select the most appropriate model is indispensable. Hence we introduced an information-theory-based criterion to select the most appropriate model. The adaptability of the mechanism is also discussed.

1 はじめに

一般に故障診断システムは、初期症状及びテスト結果にもとづいて診断を進め、故障原因を突き止めていく。また通常は、提示されたテストを実際に行うためのコスト（時間等）がかかるため、できるだけ少ないコストで故障箇所を見つけることが要求される。

本論文では、階層的な構造・動作知識に基づくモデルベースの診断問題 [1, 3, 6] を対象として、効果的に診断を行う方式について論じる。はじめに、階層的に表現されるモデルを使った診断の有効性と問題点について述べ、その解決方法、及び、状況に適応して効率のよい診断を行う方式について提案する。

2 階層的診断モデル

診断対象のモデル化を行う場合には、さまざまな方式が考えられ、多くの研究が行われている。一般に、モデルは階層的に抽象化することが可能であるが、本論文では、複数の階層で対象装置を表現した階層的モデルを用いた診断について考えていく。

階層的なモデルの表現の例として、 n ビットの加

算器の例を図 1 に示す。

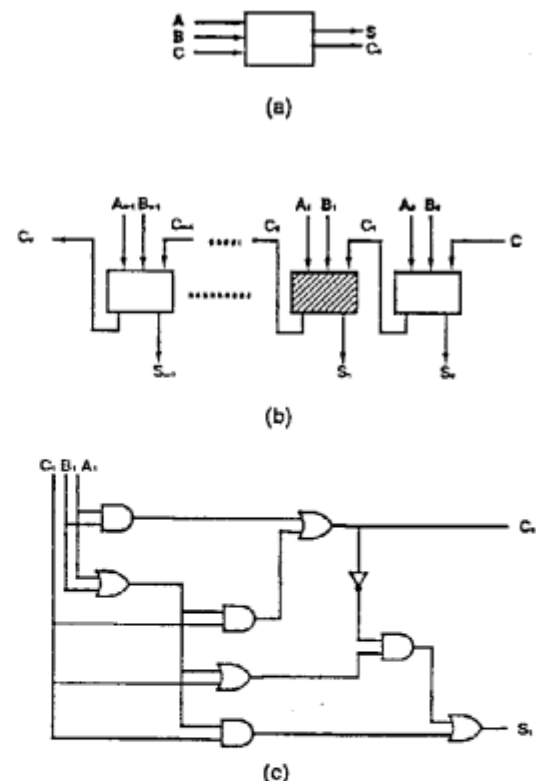


図 1 加算器のモデル

(a) は、抽象度の高いモデル化の例で、 n ビットの整数 A, B の和 S が出力となる (C, C_0 は carry)。このモデルに対して (b) は、より詳細なレベルのモデルを表

現しており、入力の整数 A, B は、ビット単位に分解され各々 n 本の入力 A_i, B_i ($i = 0, \dots, n-1$) として表現され、全部で n 個の全加算器から構成されていることを示している。また (b) の図の斜線で示した全加算器の構造は、(c) のようなゲートレベルの回路でモデル化することができる。

通常、人間が診断を行う場合、対象装置を (a) のような機能ブロックの集合として捉えたり、(c) のようなゲートレベルの回路として考えたり、状況によって各レベルの情報を使い分けて、効果的に診断を進めることが可能である。以下、そのような診断の実現方法について考察する。

図1の例では、簡単な電子回路のモデルを考えたが、ここでは、より規模の大きい電子装置のモデルを用いた診断を例として考える。また、モデルのレベルに関しても、より高レベルのものを考え、対象装置の診断モデルが3レベル（上位から順に、ユニット、パッケージ、部品レベルとする）で記述されているものとする。また、任意のレベルのモデルを組み合わせて診断を行うことが可能であるものと仮定する。つまり、「ユニットレベルのモデルを用いた診断」等、各レベルのモデルを用いた診断だけでなく、「ある部分はユニットレベルのモデルを用い、別の部分はより下位のパッケージレベルのモデルを用いる」といった任意の組み合わせによる診断も可能であると考えられる。

ここで、このようなモデルベースの診断システムに対して、「どのパッケージが壊れているのかを知りたい」という要求が与えられた場合を考える。そのような場合、「パッケージレベルでの故障原因が知りたいのだから、パッケージレベルのモデルを使って診断を行えば良い」のではないと思われるが、実際にはそう単純ではない。以下にその例を示す。

1. もし、診断に必要な計算量がモデルを構成する部品数に比例したコストであると考え、上位レベルのモデルを使えばより少ない計算量で済む。従って、一般に上位の階層をうまく用いることにより計算量の少ない診断を行うことが重要となる。
2. 一般に、下位のレベルのモデルでは、対象装置の

構造や動作が、より詳細なレベルで記述されているため、上位のレベルと比べて、より詳しい情報を用いた診断が可能となる。従って、より下位の階層まで考えることによってより効果的な診断を行うことが重要となる。

このように、計算量と診断精度はトレードオフの関係になる。一般に計算量（計算時間）はシステムによって決まる値であり、診断精度（得られる情報量）はどのレベルの診断が行いたいのかに依存する値である。従って、診断戦略を考える際には、システムの性質やユーザの要求を考慮する必要がある。

例えば、テスト結果から仮説の更新を行い、次のテストを生成するまでの一連の処理が ' μsec ' のオーダーで可能なシステムと、秒・分単位の処理時間がかかるようなシステムでは異なった戦略をとる必要がある。また、ユーザの要求が「ユニットレベルの切り分けができれば良い」という場合と、「部品レベルで故障原因を突き止めたい」という場合でも、各々に適した診断戦略が必要となる。

3 エントロピー最小化法

効果的な診断を行うために有効なテストを選択するためには、各部品の故障確率を考慮する必要がある。de Kleer らは各部品の故障確率から診断の途中状態におけるエントロピーを定義し、各テストについてエントロピーの減少量の期待値（得られる情報量の期待値）を評価し、その値が最も大きなテストを選択する方式を提案した [2]。

一般に、同じ「情報」であっても、その見方によって、その「情報量」は異なったものとなる。つまり、例えばパッケージレベルでの切り分けを要求しているユーザにとっては、あるパッケージ内のどの部品が壊れているかとか、あるいはさらに細かいレベルでどのゲートがどのような壊れ方をしているか等の情報はあまり重要な情報ではない。例として図2に示すような

2つのユニットから成る装置の診断を考える。

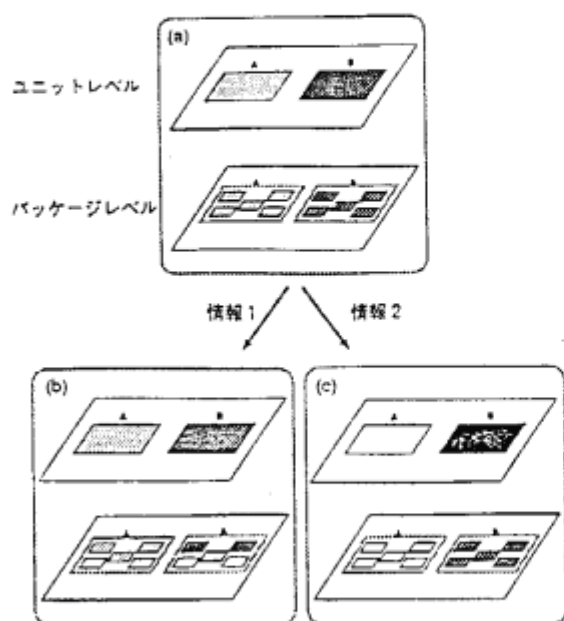


図2 診断のレベルと情報量

図のように、各ユニットは5個のパッケージから構成されているものとする。各部品の疑わしさを色によって示している。黒は100% その部品が故障していることを示し、白はその部品が正常であることを示している。その他の色は、その色が濃いほど疑わしいことを示している。図中の(a)で示される状態において、テスト等によってある情報1が得られた場合には(b)のような状態になり、ある情報2が得られた場合には(c)のような状態になるものとする。

この時、どの ユニット が故障しているのか注目した場合、情報1が得られても、「部品A,Bとも疑わしい」ことに変わりはなく、あまり有効な情報とは言えない。一方、情報2が得られた場合には、「故障部品がBである」ことが判明するため、この情報は非常に有用であるといえる。

一方、パッケージレベルに注目した場合、情報1が得られた時には、10個あった疑わしい部品が5個に減らされるのみでなく、「特に疑わしいと思われていた5個の部品の内、3個が正常である」ことがわかるため、有用な情報が得られたといえる。逆に情報2が得られても、「あまり疑わしくなかった5個の部品が正常であったことが判るだけ」であり、より疑わしい5

個の部品は依然として残ってしまうため、あまり多くの情報は得られない。

このように、同じ情報であっても、注目する部分によってその情報の有用性が異なることがわかる。そこで、「どのレベルの診断をしたいのか」によって、それに対応した情報量の計算を行うために、「指定されたレベルの部品の故障確率」に基づいてエントロピーを計算する方式を採用する。例えば、ユニットレベルの各部品の故障確率を p_{U_i} 、パッケージレベルの各部品の故障確率を p_{P_i} とすると、各々のレベルに着目した時のエントロピー E_U, E_P はそれぞれ、

$$E_U = - \sum_i p_{U_i} \log p_{U_i}, \quad E_P = - \sum_i p_{P_i} \log p_{P_i}$$

となる。従って、このようなユーザからの要求のレベルに応じたエントロピーを用いることで、「テストによって得られる情報量の期待値」をより適切に推定することが可能となる。

4 最適な診断モデルの選択

本章では、状況に適応して診断戦略を決定する一手法を提案する。まず、考え得る各モデル（階層の組み合わせ） m に対し、次の評価を行う。

1. 一回の診断サイクルに要する計算時間 $T(m)$ 。
2. モデル m を用いて診断を行った場合に得られる情報量の期待値 $I_S(m)$ （前章で述べたように、情報量は診断に対する要求によって変化するため、各状況 S に依存した値 I_S をとる）。

1回のテストを実行するのにかかるコスト（時間）を c （テストに依らず一定と仮定）とし、単位時間あたりに得られる情報量が最も多いモデル m を選択する。つまりモデル m の評価値 $E(m)$ を次の式で定義する。

$$E(m) = \frac{I_S(m)}{c + T(m)}$$

このような評価式を用いることにより、次のような戦略の診断を行うことができる。

- $c \gg T(m)$ の場合、 $E(m)$ の値は主に $I_S(m)$ によって決まるため、 $I_S(m)$ が大きくなるようなモデルが選択される。つまり、例えば1回の診断

にかかる時間 c が「数分」で、計算時間が「詳細なモデルでも1秒以下」ならば、できるだけ詳細レベルの階層を用いたモデルを選択する。

- そうでない場合、ある階層を展開するかどうかは、展開することによる分母の増加と分子の増加の兼ね合いで決まる。従って、「情報が得られそうな」問はできるだけ上位のモデルを用いて計算時間を節約し、「上位のモデルでは、情報が得られそうにない時に限って」より下位のモデルを用いて新たな情報を求める、といった処理を行う。

5 考察

前章で述べたような診断方式を採用することによって以下のような3種類の適応機能を実現される。

1. ユーザの要求する診断レベルに対する適応
2. 知識の種類（利用可能なモデル）に対する適応
3. 診断を行う計算機の計算能力への適応

提案した方式では、ユーザの要求する診断レベルに応じたエントロピー計算を行うことによって、「できる限り早くユーザの知りたい故障情報」を見つけるような診断戦略の採用が可能となる。

また、知識として与えられるモデルの階層の数が少なければ少ないなりにそれらを活用する一方、より多くのレベルのモデルが与えられれば、それらを活用し、「計算時間の短い診断」や「より詳しい診断」等を状況に応じて選択することが可能となる。

さらに、各モデルを用いた時の計算時間 $T(m)$ を計算機の処理速度に応じて計算することにより、計算機に対する適応も可能となる。一般に診断においては、計算機による診断計算とユーザによるテスト（観測）が交互に行われるため、一回の診断計算に許される時間は限られている（30分も1時間も待たせることは許されない）。本方式によって、遅い計算機を用いた時には、与えられた時間内で「なんとか役に立つテスト」を探し、より速い計算機が利用できる場合には、同じ計算時間でも「より効率のよいテスト」を探すといった処理も実現可能であると考えられる。

実際に、今回提案した方式によって適応型の診断を行うためには、いくつかの問題を解決しなければならない。まず、考えられるすべてのモデルを評価していたのでは、それだけで膨大な計算時間が必要となるため、工夫が必要となる。また、計算時間や情報量の子測値が確率的な分布として推定される場合の処理等も必要となる。また、情報量の正確な推定のためには、診断経験による帰納学習や対象装置の故障頻度分布の学習[4, 5]等の機能も重要であると考えられる。

6 おわりに

階層的なモデルによって表現された診断対象装置の知識を用いることにより、ユーザの要求や診断知識、計算機の能力等に適応して適切な診断戦略を実現するための方式を提案した。従来は、使用する計算機の能力やユーザからの診断要求を狭い範囲に限定していたが、本方式によって、より幅広く柔軟なシステムの構築が可能となる。

謝辞

本研究は第五世代コンピュータプロジェクトの一環として行ったものである。日頃お世話になっている（財）新世代コンピュータ技術開発機構の新田室長に感謝いたします。

参考文献

- [1] Davis, R., "Diagnostic reasoning based on structure and behavior," *Artificial Intelligence*, Vol. 24, pp. 347-410, 1984.
- [2] de Kleer, J. and Williams, B. C., "Diagnosis with behavioral modes," *Proc. IJCAI-89*, Vol. 2, pp. 1324-1330, 1989.
- [3] Genesereth, M. R., "The use of design descriptions in automated diagnosis," *Artificial Intelligence*, Vol. 24, pp. 411-436, 1984.
- [4] Nakakuki, Y., Koseki, Y., and Tanaka, M., "Inductive learning in probabilistic domain," *Proc. AAAI-90*, Vol. 2, pp. 809-814, 1990.
- [5] 中壺洋一郎、古関義幸、田中みどり「確率モデルの学習方式と診断への応用」情報処理学会研究報告(91-AI-74) Vol. 91 (3), pp. 19-28, 1991.
- [6] Reiter, R., "A theory of diagnosis from first principles," *Artificial Intelligence*, Vol. 32, pp. 57-95, 1987.