

機械系の故障診断システムにおける深い推論と知識獲得

柳吉洙 志村正道  
東京工業大学 工学部

本論文では、機械の構造および構成要素の挙動に関する深い知識が与えられた故障診断システムを考察し、深い知識を用いた場合の推論方法と故障診断のための知識をその推論過程から獲得する方法について述べる。構造モデルとしては機械系のパイプライン構造と一対一に対応する記述を用い、挙動モデルとしては各構成要素の機能と物理的な挙動を分離した記述を用いている。システムは、異常値の観測に対して構造モデルの集合から故障の候補集合を選択し、挙動モデルと一般知識を用いて故障要素を発見する。また、より迅速な診断を行うように、システムの推論過程からセンサーや構成要素間の状態記述からなる診断知識を抽出する。

Deep Reasoning and Knowledge Acquisition for Engine Fault Diagnosis

Keel-Soo RHYU and Masamichi SHIMURA

Department of Computer Science, Faculty of Engineering,  
Tokyo Institute of Technology,  
Ohokayama, Meguro, Tokyo, Japan

Expert systems using shallow knowledge are unable to deal with domains even slightly different from those explicitly anticipated, and give inflexible explanations of their reasoning processes. We present a diagnostic system using deep knowledge, which possesses a structural model and a behavioral model of the selected engine domain, and is able to extract from its reasoning processes, diagnostic knowledge described by the states of sensors and components. The structural model describing connection-relations between components uses the same representation semantically as the connection system of the engine. The behavioral model is represented by two kinds of description; the functional description of components and the physical description. The alternative use of the two descriptions by observing whether the behavior is variable or not, allows the system to reason effectively.

## 1. まえがき

機械系の故障診断には、専門家の診断方法と同様にセンサーの異常状態から故障要素を導く方法が適している。Gonzalezらは専門家の経験的な知識を用いて、この方法で故障診断を行うシステムを開発した<sup>[2]</sup>。システムが経験的な知識すなわち浅い知識のみを用いると、特殊な状況においては有効であり、迅速な診断を行うことができるが、状況が少しでも変わると診断ができなくなる場合が多くその結果対象領域に関する説明が困難となる。この問題を解決するための最近のエキスパートシステムに関する研究では、システムに深い知識を取り込む研究が行われるようになってきた<sup>[4]-[9]</sup>。機械系の場合、この深い知識としては診断対象となる機械の構造に関する記述やその構成要素の挙動に関する記述が該当する。

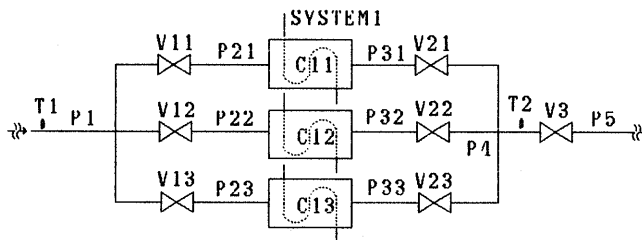
本論文では、機械系の故障診断システムにおける、深い知識を用いた推論方法を考察し、さらにその推論過程から故障診断のための知識を獲得する方法について述べる。構造モデルとしては機械系のパイプライン構造に一对一に対応する記述を用いる。また、挙動モデルとしては機械系を構成している各構成要素の機能と物理的な挙動を分離して表現し、構成要素の機能およびその物理的な挙動を分離して表現することによって、効率のよい診断を行う方法について述べる。

一方、機械系の専門家はこれらの知識を反復して利用することから、センサー値の状態の識別のみで故障の要素を予測する迅速な診断を行っている。本論文では、システムの推論過程からセンサーや装置名からなる手続きの診断知識の抽出を試みる。

## 2. 機械系を表すための知識

本システムで用いる構造モデル、挙動モデル、一般知識について説明する。

### 2.1 構造モデル



system =

```

... -> P1 (attached temp-gauge T1)
      {
      (V11 -> P21 -> C11 (indirect SYSTEM1) -> P31 -> V21)
      -> PARA (V12 -> P22 -> C12 (indirect SYSTEM1) -> P32 -> V22)
      (V13 -> P23 -> C13 (indirect SYSTEM1) -> P33 -> V23)
      }
-> P4 (attached temp-gauge T2)
-> ...

```

図1 パイプライン構造と構造モデルの例

機械系の場合には装置や部品間の接続関係をパイプライン図として表しているの、こ

のパイプラインを構造モデルとして利用する。パイプライン図はいくつかの流体の種類によって副系統に分類されている。構造モデルは同一の機械系でも対象が異なると変更する必要が生じるために、ここでは構造モデルが簡潔に表現できるように4個の記号のみを用いて記述する。

図1に、パイプライン構造とそれを構造モデル化した例を示す。ここで、矢印->は部品または装置間の連結関係を表し、流体の流れる向きと同様の方向を示している。故障を回避するため装置が多重化されている部分が多く、PARA記号を用いてこの複数個の並列関係を表している。また、attached記号はセンサーが付着されていることを示し、indirect記号は他の系統と間接的に結ばれていることを表している。

## 2.2 挙動モデル

専門家は構成要素の挙動による状態の変化から診断を行うとき、その状態を変化させる要因となるすべてのパラメタを利用するのではなく、変わりやすいパラメタのみを用いて診断を行う場合が多い。例えば、auto-controllerなどで用いるバルブは開閉状態の変化が多く、入口または出口側の圧力の変化が激しい。一方、一般のバルブは単に開閉が目的であるため、瞬間的に状態の変化を起こす場合は少ない。このように、同一の構成要素でもその目的や現在の変化状態によって、異なる表現が要求されるので、構成要素をその機能と物理的な性質に分けて表現する。モデルはSTATES, SPEC-STATES, FUNC-BHV, QUAL-BHVによって構成要素の挙動と状態を表す。図2はポンプ(pump)の挙動モデルを示しており、各々次のように記述されている。

- STATES: 通常のポンプ(pump)と液体間の状態関係を記述する。
- SPEC-STATES: 入口側(INLET-SIDE)や出口側(OUTLET-SIDE)に液体がない場合、パイプが遮断されている場合などにおけるポンプと液体間の状態関係を記述する。
- FUNC-BHV: ポンプの運転または停止が液体の状態をどのように変化させるのかを記述する。
- QUAL-BHV: ポンプの運転の微小変化によって、液体の状態がどのように変化するのかを記述する。すなわち、構成要素の物理的な性質を、構成要素の時間間隔での変化(TI)、TIから起因される変化前後の状態(PRECONDとTERMCOND)、TIによる構成要素の出入口間の変化の様子(CHSTATES)を用いて記述する。

```

model pump =
    PARAMETER $Sp $max-pressure (or $pumping-quantity)
    IMPELLER-TYPE gear, centrifugal
    INLET-SIDE $in:liquid
    OUTLET-SIDE $out:liquid

    STATES          ; runまたはstopped時の状態記述
    SPEC-STATES     ; 特殊な場合における状態記述
    FUNC-BHV        ; runningまたはstoppingの機能に関する記述
    QUAL-BHV        ; runningまたはstoppingの微小変化に関する記述
  
```

図2 PUMPに関する挙動モデル

## 2.3 一般知識

システムの診断過程をユーザに説明する場合に、挙動モデルや構造モデルを用いて診断目標の変更を説明することはできる。しかしながら、診断目標を変更するに至った原理を説明することはできない。例えば、pumpのFUNC-BHVは次のように記述されている。

```
(transfer $liquid FROM INLET-SIDE TO OUTLET-SIDE)
```

この表現からポンプ(pump)が液体(\$liquid)を移動させる(transfer)ことを説明できるが、移動させることによって液体が流れている(flow)ことを説明するには以下のような知識が必要となる。

```
IF $pump transfers $liquid THEN $liquid flows
```

ここでは、このような原理を一般知識と呼び、IF-THEN形式のルールで表現する。一般知識の利用は専門家の柔軟な診断に基づいた考え方であり、システムは挙動モデルや構造モデルと共に一般知識を用いて、柔軟な診断と説明を行うことができる。

## 3. 故障診断

機械の構成要素が正常に動作していない場合に、観測値が正しいという仮定で、異常値を示すセンサーから故障の構成要素を導くまでの推論過程について述べる。現在動作中の構成要素に対応する構造モデルを活性化された構造モデルと呼び、活性化されたモデルの中から故障の原因を同定する。まず、異常値を示すセンサーから探索を始め正常値を示すセンサーの直前までの各構成要素を故障の候補集合として選択する。次に、その集合の中から挙動モデルを利用して、各構成要素の挙動から予測された値と観測値との比較によってその挙動が正常であるかどうかを判断する。故障要素の挙動が正常である場合には、その挙動から起因される状態の変化または一般知識の利用によって診断の目標を変更して推論を続ける。センサーが存在するところでの予測値は予め正常状態の上限と下限が与えられているが、センサーが存在しないところでの予測値はモデルから推論する。

以下では、各モデルでの推論について述べる。なお、センサーの値を VL(VeryLow), L(Low), N(Normal), H(High), VH(VeryHigh)の五つの状態に分け、LとHの状態をabnormal、VLとVHの状態をcriticalと呼ぶ。

### 3.1 構造モデルを用いた推論

異常の原因を調べるために、活性化された構造モデルから後向きに探索して故障候補集合を構成する。候補は次のような候補選択基準に基づいて選ばれる。

- 異常値を示しているセンサーから最も近い構成要素を第1候補とする。
- PARA内のある構成要素がabnormalで、バルブのような閉開機能を持つ構成要素が存在しないなら、リンク(例えばパイプ)の故障ではない。また、異常はPARA中のabnormalの部分に存在する構成要素に伝播される。
- PARA中の全ての構成要素がabnormalではなく、valveとかが存在するとき、異常予想範囲はPARA中である。

### 3.2 挙動モデルを用いた推論

挙動モデルを用いて推論する過程では、構成要素の機能（FUNC-BHV）を用いて行う機能推論と微少変化に関する定性的記述（QUAL-BHV）を用いて行う定性推論がある。

機能推論は次のような手順によって行われる。

- ① 構成要素の挙動（FUNC-BHV）から異常が伝播されると予想される箇所（または構成要素）を推測する。
- ② 現在の異常値と異常伝播が予想される箇所（または構成要素）からなる異常状態に関する記述がSPEC-STATESの中に存在するかどうかを調査する。
- ③ そのような記述が存在しないと、現在調査中の構成要素を異常原因として決定し、診断を終了する。
- ④ 存在すると、SPEC-STATESの中に推測された箇所に関して記述されている異常状態を予測値として次の異常伝播を推論する。

推測された箇所が、バルブまたはパイプなどの構成要素側の状態を変化させ得る定義されていない要素によって、構成要素の出力側と接続されている場合には、以下のように構成要素の出力側を推測する。

流体が流れている場合に、バルブの開閉状態とパイプの内径の差からなる圧力と温度の変化を表1に示している。この表から分かるように、バルブが閉(closed)状態では流体が流ることができないので、バルブ前後の圧力や温度は無関係である。全開(opened)の場合には圧力が微少変化する。全開でない(partly-opened)場合には、パイプの内径が広がっていると圧力は降下するが、細くなっているときはバルブの開程度とパイプの内径の差によって決定するしかない。

valve開閉状態	closed		partly-opened		opened	
	-	+	-	+	-	+
pipeの内径の差	-	+	-	+	-	+
圧力の差	無関係	無関係	降下	未定	降下	上昇
温度の差	無関係	無関係	無変化	無変化	無変化	無変化

表1 バルブの開閉状態とパイプの内径差による圧力と温度の変化

挙動モデルのQUAL-BHVの記述を用いるとき、定性推論は次のように行われる。

- ① 現在の構成要素の変化（TI）からなる記述を選択する。
- ② その記述のCHSTATESに基づいて構成要素の入口または出口での予測値を決定する。
- ③ 予測値とその点での観測値とが異なる場合には、異常原因をその構成要素と決定する。同一の場合には、異常が伝播される。
- ④ 観測値がない場合には、同一であるとの仮定で異常を伝播させる。観測が可能なところまで診断を進め、その点での比較を行う。結果が一致すれば、そこまで調べた構成要素は正常に動作していることになる。異なる場合には、異常の原因が調べた中に存在する。本システムではさらに異常の原因を把握するために、観測値に関する情報をユーザーに質問する。

システムは実際の診断時に、上述の二つの推論を組合せながら推論を行う。すなわち、構成要素の挙動が変化する場合には定性推論を、変化しない場合には機能推論を行うことになる。機械系の診断システムは機械の動作を実時間で監視しており、状態の変化に応じて二つの推論を使い分けることができる。

#### 4. 手続き的な診断知識の獲得

システムは、構成要素の挙動やセンサーの値を異常の原因が発見されるまで繰り返し検査する。この推論過程からセンサーや構成要素名からなる手続き的な診断知識の抽出について述べる。

診断知識は次のアルゴリズムの三段階から得られる。

- ① 診断過程で観測値として用いたセンサーと挙動モデルや一般知識を用いて調べた構成要素を順に列挙する。
- ② この列に、診断のとき構造モデルで適用したセンサー名や構成要素名からなる状態を代入する。
- ③ 一般化を行う。

診断知識はプロダクションルール形式で表し、条件部および結論部を次のように決定する。結論付けられた故障要素からなる異常状態の記述をルールの結論部とし、故障要素を導くまで調べた構造モデル上のセンサーや構成要素名からなる状態の記述を条件部とする。一般化過程では、抽出した診断知識の結論部から値がnormalの要素を取り除き、定数を変数に置換する一般化を以下の基準に基づいて行う。

- ・センサーや構成要素はシステムを単位として一般化する。
- ・一つの系統上で同種のセンサーの状態を変化させる構成要素が存在しない場合には、その状態が同一であれば全称記号 $\forall$ 、さもなければ存在記号 $\exists$ に置換する。
- ・センサー名または構成要素名が同種類であれば、同一の変数に置き換える。
- ・PARA記号がある要素はその中のみの一般化を行い、他の要素と連言で結ぶ。
- ・PARA記号が条件部に存在し、系統上でそれと対応する他系統のPARAが条件部または結論部に存在するときには、両方の同一の定数を同一の変数に置換する。

#### 5. 診断例

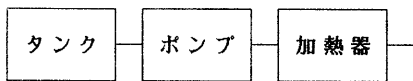


図3 一つの系統

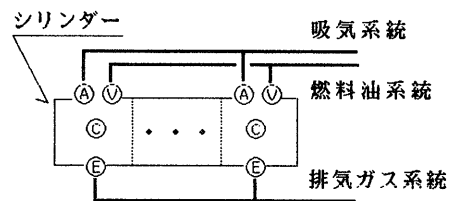


図4 複数の系統

図3は構造モデルにおける一つの系統を表しており、このような系統での診断が基本となる。いま、加熱器の出口での圧力が低いと観測されたとする。加熱器の機能から圧力とは無関係であることが判り、加熱器を単なるパイプと見なして加熱器の入口での圧力も低いと推測する。加熱器の入口とポンプの出口の間にバルブなどが存在するなら、表1に基づいてポンプの出口での圧力を予測する。また、ポンプの挙動モデルによって入口での圧

力の予測も可能になる。ポンプの入口または出口の圧力センサーによる観測値と予測値の比較によってポンプの正常または誤動作を確認することができる。ポンプが正常に動作していると判断されると異常原因はタンクの水位が低いということになる。

図4は複数の系統すなわち燃料油系統、吸気系統、排気ガス系統が間接的に接続され、さらに一つの系統上に複数個の同種の構成要素が存在する(PARA)例である。なお、④は吸気孔、③は圧縮、⑤は排気ガス孔、①は燃料油バルブを意味する。ディーゼル機関は複数個のシリンダーを保有しており、各シリンダーには吸気孔、燃料油バルブ、排気ガス孔が接続されている。

この図を用いて、排気ガスの温度が高いと観測された場合の診断例を説明する。高いと観測された温度計から各シリンダーに付着されている排気ガスの温度計までがパイプによって接続されているので、観測された温度は表1に基づいて各シリンダーでの排気ガスの温度の予測値として伝播される。この予測値は各シリンダーでの排気ガスの温度の観測値と比較される。ここでは、全シリンダーの排気ガスの温度が高いと観測された場合と、一部のシリンダーの排気ガスの温度が高いと観測された場合について検討する。前者の場合には、構造モデルでの候補選択基準によってPARA中のすべてが異常状態であるので、PARA内の故障ではないことが分かる。また、排気ガス系統の診断が終わり、排気ガスを生成する挙動である燃焼の原理によって燃料油系統、吸気系統、圧縮の原理であるピストンの挙動に異常が伝播される。ピストンが正常に動作していることを確認すると、故障が予想される範囲を燃料油系統と吸気系統のPARAの外に限定する。これらの系統での診断は図3と同一の方法で解決できる。後者の場合には、PARA中の一部が異常状態であるので、異常の原因はこのPARA内に存在する。前者と同様にピストンの動作が正常であると、故障を燃料油系統と吸気系統のPARA内に限定する。吸気系統のPARA内にはバルブのような機能を持った構成要素が存在しないので、構造モデルでの候補選択基準から吸気系統には故障がないことが分かり、故障の原因をさらに燃料油系統のPARA中に限定する。PARA中の一部が異常状態であるときには共通の構成要素に異常を伝播させるという構造モデルでの候補選択基準によって、燃料油バルブの機能を参照する。この参照によって、故障はPARA中の異常状態を示した部分に属している燃料油バルブのノズルの噴射状態の悪化であると判断する。

排気ガスの温度が高いと観測された場合の後者の診断例からは、以下のような診断知識が生成される。ここで、EGt(1),...,EGt(4)は排気ガス系統上の温度計、EGtc(1),...,EGtc(6)はシリンダーに付着されている排気ガスの温度計、SAp(6)は吸気系統上の圧力計、FOt(15)は燃料油系統上の温度計、Nozzl(1),...,Nozzl(6)は各燃料油バルブのノズルを示している。

$$\begin{aligned} & \{EGt(1) \text{ high}\} \wedge \dots \wedge \{EGt(4) \text{ high}\} \wedge \\ & (\text{PARA } \{EGtc(1) \text{ normal}\} \dots \{EGtc(5) \text{ high}\} \{EGtc(6) \text{ normal}\}) \\ & \rightarrow \\ & \{SAp(6) \text{ normal}\} \wedge \{FOt(15) \text{ normal}\} \wedge \\ & (\text{PARA } \{\text{Nozzl}(1) \text{ normal}\} \dots \{\text{Nozzl}(5) \text{ abnormal}\} \{\text{Nozzl}(6) \text{ normal}\}) \end{aligned}$$

この診断知識から、正常な状態の記述すなわち値がnormalであるリストを削除し次のように一般化する。

$$\forall x\{\text{EGt}(x) \text{ high}\} \wedge \exists y\{\text{EGtc}(y) \text{ high}\} \wedge \exists z\{\text{EGtc}(z) \text{ normal}\}$$

->

$$\{\text{Nozzl}(y) \text{ abnormal}\}$$

## 6. まとめ

機械系を対象としセンサーの異常値から、構造モデルや挙動モデルを用いて故障要素を発見する診断方法とその推論過程からの診断知識の生成について述べた。

機械系のパイプライン構造に一对一に対応する構造モデルの利用によって、診断システムの設計者はセンサーや構成要素の位置関係を明示的にかつ容易に表現できる。挙動モデルには構成要素の機能と物理的な挙動が記述されており、構成要素の動作状態によって適切な記述が選ばれる。このことは、専門家の構成要素の利用と類似しており、挙動モデルを詳細なレベルで表現し利用することより迅速な診断を行うことができる。また、構成要素間のバルブの開閉状態やパイプの内径からの定性推論を用いることによって、構成要素間の入力と出力を予測する。したがって、従来のシステムがリンク上の故障例えば電気回路における電線の抵抗や切断などを無視しているのに対して、本方法ではバルブの誤動作やパイプの破損などの予測が可能となる。

このような深い知識を用いて行った推論から獲得された診断知識は従来の経験的な知識を用いて行う診断より正確な診断を行うことができると考えられる。

## 参考文献

- [1]柳・志村：機械のパイプラインに注目した故障診断、第1回人工知能学会大会、1987.
- [2]Gonzalez, A. J., Osborne, R. L., Kemper, C. T., and Lowenfeld, S., On-Line Diagnosis of Turbine-Generators Using Artificial Intelligence, IEEE Trans., Vol. EC-1, No.2, (1986).
- [3]Chandrasekaran, B. and Punch III, W. F., Data Validation During Diagnosis: A Step Beyond Traditional Sensor Validation, AAAI-87, pp. 778-782, (1987).
- [4]Fink, P. K. et al., A General Expert System Design for Diagnostic Problem Solving, IEEE Trans. PAMI-7-5, pp. 553-560 (1985).
- [5]de Kleer, J. and Williams, B., Reasoning about Multiple Faults, AAAI-86, pp. 132-139, (1986).
- [6]Geffner, H. and Pearl, J., An Improved Constraint-Propagation Algorithm for Diagnosis, IJCAI-87, pp. 1105-1111, (1987).
- [7]Cunningham, P. and Brady, M., Qualitative Reasoning in Electronic Fault Diagnosis, IJCAI-87, pp.443-445, (1987).
- [8]Klein, D. and Finin, T., What's in a Deep Model?:A Characterization of Knowledge Depth in Intelligent Safety Systems, IJCAI-87, pp. 559-562, (1987).
- [9]Mozetic, I., The Role of Abstractions in Learning Qualitative Models, MLW-87, pp. 242-255, (1987).
- [10]Raulefs, P., A Representation Framework for Continuous Dynamic Systems, IJCAI-87, pp. 468-471, (1987).