

# 階層的定性推論のための浅い知識の合成法

## An Approach to Hierarchical Qualitative Reasoning

—Constructing Shallow Knowledge from Deep Knowledge—

吉田 健一\* 元田 浩\*  
Ken-ichi Yoshida Hiroshi Motoda

\* (株)日立製作所基礎研究所  
Advanced Research Laboratory, Hitachi, Ltd., Tokyo 185, Japan.

1988年11月30日 受理

**Keywords:** explanation based learning, qualitative reasoning.

### Summary

It is difficult even for an expert to fully understand the behavior of a complex system. Human being can move around the different level of abstraction based on the functional structure of the system, and focus on the phenomena of interest at the right level. Furthermore, s/he tries to identify the role of a part in a system to reduce ambiguity of possible behaviors in understanding a working mechanism of a system. S/he then identifies a set of elements as a meaningful composite element and regards it as a single entity. The way we understand a complex system is hierarchical.

This paper discusses a hierarchical qualitative reasoning method which enables acquisition of heuristics and simultaneous utilization of knowledge expressed in multiple levels with different abstraction.

The method makes use of equations which express the physical principles as the deep knowledge, and compiles them into the shallow knowledge expressing a representative behavior of a particular element or composite element. The shallow knowledge expresses the way an human expert understand a complex composite element, and thus, is heuristics. The method serves as a framework to formalize various heuristics which have so far been unable to handle without an experiential method.

In carrying out these process, a new generalization method called an implicit-explanation based learning (IEBL) method was introduced and found useful. IEBL generates shallow knowledge from a set of given deep knowledge and an extended explanation. Use of this latter knowledge in addition to that used in the explicit explanation suppresses over-generalization which may otherwise be caused by the necessary approximations.

The envisioning processes of a Schmitt trigger and a radio circuits are explained as examples to exhibit how the proposed method actually works.

## 1. はじめに

複雑なシステムのすべてを一度で理解するのは難しい。人間は対象の構造に着目し階層的に把握することにより、注目している現象に最も適切なレベルに注視の焦点を合わせることができる。しかも、個々の部品の機能と部品間の構造との関係を解釈する際に、その部品の果たす役割を考え、起こり得る挙動のうち適切なもののみを抽出し、次へと進む。部品のいくつかをまとめて一つの機能をもつグループと認識し、階層的に理

解していく。いったん理解すると、類似の構造に対しては、わかっている階層的に上位レベルの解釈をそのまま適用する。言葉を変えると、人間は記述レベルの異なる知識を自由に使い分け、注目している現象に最も適切なレベルの知識から必要な情報を引き出している。

このような、人間の物理現象に関する理解の過程を対象とした研究は定性推論<sup>(1)-(5)</sup>の枠組の中で論じることができる。特に階層化の仕組の必要性は研究の初期から指摘されており<sup>(6)(7)</sup>、記述の詳細度の異なる知識を合成する手法もいくつか提案されている<sup>(8)-(10)</sup>。

本論文では、階層的定性推論の実現方法を論じ、記

述レベルの異なる知識を自由に使い分ける機能が計算機で実現できることを示す。さらに、簡単なアナログ回路を例に挙動解析について説明し、今後の研究課題についても言及する。

## 2. 知識表現と階層的定性推論

本章では、記述レベルの異なる深い知識と浅い知識の関係について、知識の階層構造という観点から整理しなおし、本論文で対象とする浅い知識について説明する。さらに、今までの定性推論の研究成果について、階層化の観点から分析を加え、問題点を明らかにする。

### 2.1 深い知識と浅い知識

一般に深い知識といった場合、対象の挙動に関する物理法則など原理・原則を示す場合が多い。一方、浅い知識といった場合、故障診断や設計など特定のタスクに用いる知識を示す場合と、対象の挙動に関する物理法則を表現しているが、記述の詳細度が粗く代表的挙動だけを表現したものを示す場合がある。

特定のタスクに用いる浅い知識は、原理・原則(深い知識)から生成することが可能であり、山口らの研究<sup>(11)</sup>はその過程を自動化したものである。また、代表的挙動だけを表現した浅い知識も、より詳細に対象を表現した深い知識より生成可能であり、生成過程について竹下らが研究している<sup>(8)</sup>。

複雑な対象を扱う場合、対象の代表的挙動を表現した浅い知識が重要である。特に大規模・複雑なプラントや機器の故障診断などにおいては、対象の代表的挙動を表現した浅い知識と深い知識を効率良く使い分けた階層的推論の実現が重要である。以下では、この『記述の詳細度が粗く代表的挙動だけを表現した知識』を浅い知識と呼ぶ。

### 2.2 定性推論とその階層化に関する

#### 問題点の分析

#### (1) Causal Analysis

J. de Kleer は文献(1)の中で、前節で述べた深い知識に相当する回路方程式から回路の振舞いを分析する手段を与え、現在の定性推論研究の基礎を築いた。de Kleer の Causal Analysis (因果解析) では、回路方程式だけでは回路の振舞いを予測できないときに、三つのヒューリスティックを使って予測に必要な情報を得る。さらに文献(1)には、この結果が電気の教科書の記述と一致することも述べられている。

このような技術は、回路方程式などの物理法則(い

わゆる深い知識)を用いて、挙動解析、故障診断などを行わせる際の基礎技術として応用できると考えるが、対象の階層構造を扱うことができず複雑な回路をこの手法だけで扱うのは困難である。

#### (2) Consolidation

T. Bylander, B. Chandrasekaran<sup>(6)</sup>らは、de Kleer の定性推論が階層的に対象を扱っていないことを批判し、Causal Pattern と呼ぶ一種の書替え規則を使って、各部分の振舞いから全体の振舞いを解析する Consolidation (統合) 理論を提唱している。この理論は、人の体や回路の機能を階層的に認識させる一つの手段であるが、

① Causal Pattern と物理法則の対応が明確でなく、回路方程式のような物理法則が得やすいものにはむかない、

② 階層化の仕組の鍵となる Causal Pattern をもれなく収集することは困難であり、その収集の具体的方法を与えていない、

という問題を含んでいる。

#### (3) 階層的知識の構築

対象の構造に着目し階層的に把握することにより、注目している現象に最も適切なレベルに注視の焦点を合わせる機能を計算機で実現するには、対象に関する知識を階層的に構築する技術が重要である。この点に着目した研究として文献(8)~(10)によるものがある。

これらの研究は、知識を階層的に構築する技術を提案した点で重要であるが、記述の詳細度が粗いため見掛け上深い知識と矛盾する浅い知識の取扱いに関して課題を残している。すなわち、浅い知識の生成には、記述の詳細度を粗くすることにより発生する曖昧性を極力小さくするための解析技術が必要であるが、上記の研究では十分に検討されていない。

## 3. 階層的定性推論

本章では、対象に関する深い知識から浅い知識を合成し、合成した知識も利用して挙動解析などの定性推論を行う方法を提案する。

### 3.1 提案方法の説明

#### (1) 階層的定性推論の枠組

本論文で提案する階層的定性推論の枠組を Fig. 1 に示す。

深い知識としては対象の機器を構成する部品に関する物理法則を使用する。浅い知識としては機器を組み合わせて使用した場合の代表的挙動に関する知識を使

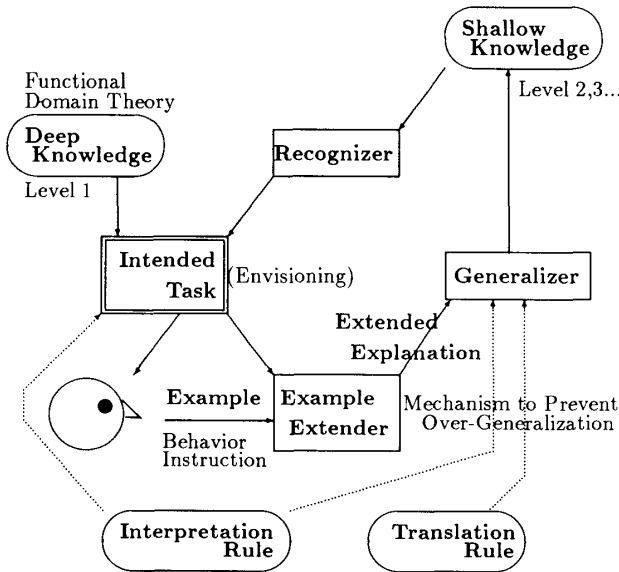


Fig. 1 Overview of hierarchical qualitative reasoning.

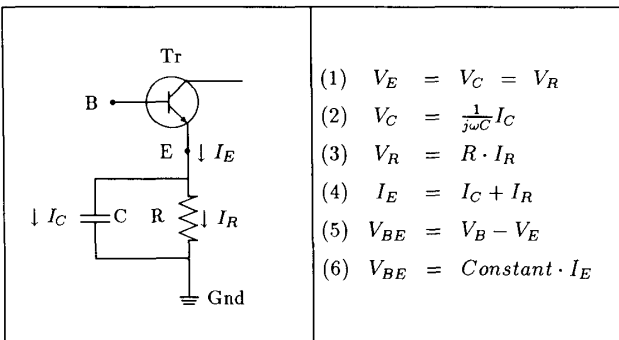


Fig. 2 Example of deep knowledge.

用する。前者は対象の設計図などから機械的に収集可能である。後者は Causal Pattern と同様もれなく収集することは困難であり、深い知識と例題より合成する。

Fig. 1 で、Interpretation Rule と Translation Rule は、物理法則を記述した方程式（深い知識）の使用方法和変形方法を与えるもので、数学に関する知識など、やはり機械的に収集可能な知識である。

以上の構成は、

- ① 対象に関する物理法則を深い知識として利用し、その上に記述レベルの異なる浅い知識を階層的に積み上げ、両者を統一的に扱う推論機構を実現すること、
- ② 機械的に収集困難な浅い知識の収集を援助し、知識ベース構築を容易にすること、特に、記述の詳細度を粗くすることにより発生する曖昧性を小さくするための解析技術を開発すること、を試みたものである。

以下では、Fig. 1 の各部の内容と機能を順に説明する。

(2) 深い知識の記述

対象の機器を構成する部品に関する物理法則など深

い知識は、物理法則を直接表現した方程式を用いて記述する。Fig. 2 に抵抗と側路コンデンサーについて記述した例を示す。

(3) 浅い知識の記述

機器を組み合わせて使用した場合の代表的挙動に関する知識（浅い知識）は、部品の組合せ・使用条件ごとに物理法則とは別途記述する。合成方法は後述し、ここでは記述方法のみ説明する。

Fig. 3 にトランジスタと抵抗と側路コンデンサーより構成される回路について記述した例を示す。Fig. 3 の If 部は『機器を特定の構造で組み立て特定の条件で使用する』ことを示している。また、Neglect の部分は『無視できる挙動』を示している。例えば最後の If... Then... は、『抵抗とコンデンサーを並列に接続し（式 1, 2, 3, 4）、直流を流すと（式 10）、コンデンサーに流れる電流の変化は無視でき（式 2 および式 4 の  $I_C$  項）、電流は抵抗に流れる（式 11）』ことを表して

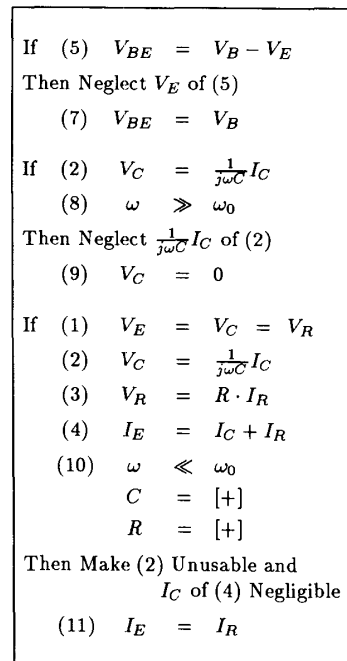


Fig. 3 Example of shallow knowledge.

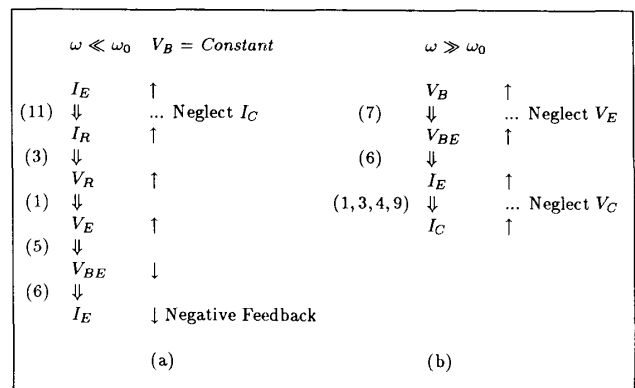


Fig. 4 Example of envisioning process.

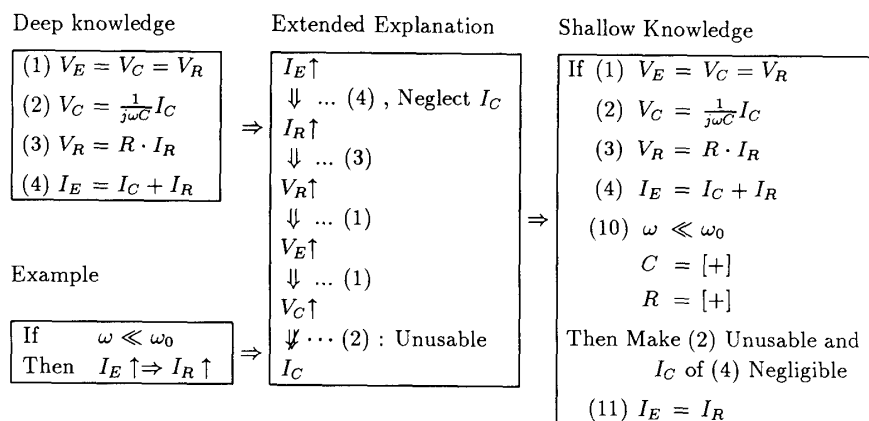


Fig. 5 Example of implicit-explanation based learning process.

おり『側路コンデンサー付抵抗』という仮想的な素子の代表的挙動に関する知識と見なせる。

(4) 機器の挙動解析

次に、ここまで記述方法を説明した二つの知識を用いて機器の定性的挙動を解析する方法を説明する。

初めに Fig. 1 の Recognizer が、素子の名称などを付け換えることにより浅い知識の If 部と一致する方程式 (深い知識) の組合せを検索し、名前を付け換えて Then 部の方程式に対応する方程式を作成する。また、式や項を無視することが指定されている (Fig. 3 “Make (2) Unusable and  $I_C$  of (4) Negligible”) 場合は、別途記憶しておく。この段階で、浅い知識も深い知識と同様に、方程式の形で表現されたことになる。

次に Fig. 1 の Intended Task により深い知識として入力した式と、Recognizer が作成した式の 2 種類の式を使って値の変化の伝播を計算する。Recognizer により無視することが指定された式は使用しないが、それ以外の式はすべて使用する。計算に必要な四則演算の規則は、Fig. 1 の Interpretation Rule により記述する。これに関しては 3・1 の(6)で Translation Rule と一緒に説明する。

Fig. 4 にこの方法による抵抗と側路コンデンサーの挙動解析の例を示す。Fig. 4 の左側の例では、『バイアスを考慮する場合 ( $\omega \ll \omega_0, V_B = Constant$ ),  $I_E$  が増加すると、 $I_C$  項の変化は無視でき、 $I_R$  が変化する。このため  $V_R, V_E, V_{BE}$  が変化し  $I_E$  の変化にネガティブフィードバックが生じる』ことが推定されている。また、右側の例では、『信号により ( $\omega \gg \omega_0$ ),  $V_B$  が増加すると、 $V_E$  項の変化は無視でき、 $V_{BE}$  が変化する。このため  $I_E$  が変化するが、 $I_R$  項の変化は無視でき、 $I_C$  が変化する (ネガティブフィードバックは生じない)』

\* この手法を暗黙の説明 (Fig. 5 の式 1, 2, 3) を一般化するという意味で、Implicit-Explanation Based Learning (IEBL) と名付けた。

ことが推定されている。以上の解析例は、抵抗と側路コンデンサーの挙動の説明として妥当なものである。

上記の例では、一部の挙動を無視したことによる矛盾の発生はなかった。しかし、機器の中には『代表的挙動を示さない』ものがある場合もある。上記の方法ではそのような場合に矛盾が生じるが、それへの対応方法は 3・2 で述べる。

(5) 浅い知識の生成

以上説明してきた機器の代表的挙動に関する知識 (浅い知識) は、Rutgers 大、Illinois 大などで研究が進められている学習の方法 (Explanation Based Learning<sup>(12)(13)</sup>) を応用することで、物理法則 (深い知識) と挙動例の説明から生成することができる。

Fig. 5 に浅い知識の生成例を示す。作成された浅い知識 (Fig. 5 の式 11) は、深い知識 (Fig. 5 の式 1, 2, 3, 4) と特定の条件 (機器の挙動に対応) を無視したときに (Fig. 5 の式 2 と式 4 の  $I_C$  項を無視), 正しい知識 (深い知識を変形して得られる知識) であり、次の 3 ステップより生成される\*。

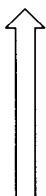
- (a) 深い知識から明示的な挙動例の説明を作成：ここで明示的な挙動例の説明とは、挙動例で初めに変化したとされる値 (Fig. 5 で  $I_E \uparrow$ ) から最後に変化したとされる値 ( $I_R \uparrow$ ) まで挙動解析を行うために必要な知識 (Fig. 5 で方程式 (4)) と無視する項 ( $I_C$ ) の情報である。
- (b) 挙動解析により挙動例の説明を拡張：具体的には、例題で最後に変化したとされる値 (Fig. 5 で  $I_R \uparrow$ ) を使い、挙動解析を実施し、解析結果が明示的説明に現れる変数の値になった解析過程 (例えば Fig. 5 の式 1, 2, 3) を挙動例の説明に付け加える。ここで、挙動解析は、使える深い知識がなくなるか、すべての解析結果が明示的説明に現れる変数の値になるまで続ける。また、結果が明示的説明に現れる変数の値になる解析過程があれ

Interpretation Rule for Equation (11) IF $X=Y$ $X=Value$ THEN $Y=Value$	Interpretation Rule for Equation (3) IF $X=[+]*Y$ $Y=Value$ THEN $X=Value$	Interpretation Rule for Equation (1) IF $X=Y$ $X=Value$ THEN $Y=Value$	Interpretation Rule for Equation (2) IF $X=\frac{1}{[+]}Y$ $X=Value$ THEN $Y=Value$
---	--	--	---

$$I_E \rightarrow (11) \rightarrow I_R \rightarrow (3) \rightarrow V_R \rightarrow (1) \rightarrow V_E \rightarrow (1) \rightarrow V_C \rightarrow (2) \rightarrow I_C$$

$$(11) I_E = I_R$$

Translation Rule for Equation (4) IF $X=Y+Z$ Negligible $Y$ THEN $X=Z$
--



All constants but those in interpretation and translation rules are replaced by variables.

- $\omega \ll \omega_0$
- $C = [+]$
- $R = [+]$

$$(4) I_E = I_C + I_R$$

Fig. 6 The role of interpretation and translation rule.

ば、その過程に現れる知識のうち、無視すべき知識があるか否か使用者に問い合せ、無視すべき知識を記憶する。

(c) 2番目のステップで拡張された挙動例の説明を一般化して浅い知識を合成：一般化の方法は EBL と同様である。

(6) Interpretation/Translation Rule の役割

Envisioning と IEBL の過程で必要となる推論（この場合は数学）に関する知識は、Interpretation Rule と Translation Rule として定義する。

例えば、Envisioning のためには、 $I_R$  などの値と方程式以外に式を使用して計算する場合の計算規則を Interpretation Rule として定義しておく (Fig. 6)。IEBL のためには、式 4 を変形して式 11 を作るための変形規則を Translation Rule として用意しておく。

また、一般化の過程で変数にするデータ名の判定にも二つのルールの情報を利用する。例えば、Fig. 5 では  $\omega, C, R$  の値は記憶している。これは Interpretation/Translation Rule により記述された式の計算・変形規則が、それらの値を直接利用しているためである。すなわち、抵抗に流れる電流が増加したときに、抵抗にかかる電圧が上昇することなどは、抵抗の値が正であることを利用している (Fig. 6 左から 2 番目の Interpretation Rule)。

3.2 シュミットリガー回路への応用例

前節までに説明した手法を、Common Lisp 上に実現し、文献 (1) で例題として取り上げられているシュミットリガー回路 (Fig. 7) へ応用した。挙動解析の結果、基本的には文献 (1) の因果解析の結果と同じ

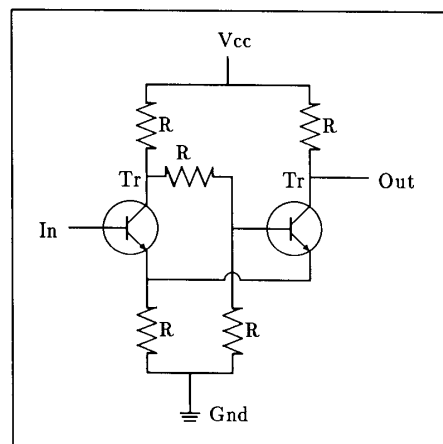


Fig. 7 Schmitt trigger circuit.

ものが得られることを確認した。

この場合、深い知識としては、二つのトランジスターに対して、それぞれ下記の 4 方程式、小計 8 方程式、

- $0 = I_C + I_B + I_E$  キルヒホッフの法則
- $0 = Constant \times V_{BE} - I_C$  トランジスター 1
- $0 = Constant \times V_{BE} + I_E$  トランジスター 2
- $0 = Constant \times V_{BE} - I_B$  トランジスター 3

五つの抵抗に対して、それぞれ下記の 2 方程式、小計 10 方程式、

- $0 = I_{Node1} + I_{Node2}$  キルヒホッフの法則
- $0 = I_{Node1} - R \times V_{Node1, Node2}$  オームの法則

および七つの接続点に対して、それぞれキルヒホッフの電流保存則 (小計 7 方程式)、および電圧が等しいことを示す式 (小計 7 方程式)、さらに電源とグラウンドの電圧変化がないことを示す 2 方程式の合計 34 方程式を与える。

さらに、上記 34 方程式だけでは定性的に挙動を解析するとき情報が不足するので、挙動例として、

- ① トランジスタのベース電圧を上昇させると、コレクタ電流が増加する
- ② トランジスタのベース電圧を上昇させると、エミッタ電流が増加する
- ③ 電源に接続された抵抗の一端から電流を引き出すと、電圧が変化する
- ④ 電源・抵抗・端子1・抵抗・端子2の順序で接続された端子2の電圧を下降させると端子1の電圧が下降する

の4例を与え、前節で説明した方法により、挙動例に対応する方程式4種類を生成する。この方程式を利用することにより、シュミットトリガー回路の挙動解析はできる。

ただし、シュミットトリガー回路の場合、挙動解析の途中結果として『入力側のエミッタから流れ出る電流は増加する』と、『出力側のエミッタから流れ出る電流は減少する』が得られるが、この二つの解析結果と前述の挙動例『電源に接続された抵抗の一端から電流を引き出すと、電圧が変化する』から得られた方程式を利用すると、『エミッタ電圧は上昇する』と、『エミッタ電圧は下降する』<sup>1)</sup>の二つの矛盾した結果が得られる(電源は『電圧変化のないもの』に一般化して記憶しており、この場合グラウンドも『電圧変化のないもの』として扱われている)。このような矛盾が生じた場合、TMS<sup>(14)</sup>などで利用されているデータの依存関係を利用した後戻り処理を利用し、それぞれの場合の挙動解析を独立に行う<sup>2)</sup>。

また、上例の場合、『エミッタ電圧は下降する』が実際のシュミットトリガー回路の挙動と一致するが、そのときの挙動例と、その説明(この場合は、挙動解析に使った方程式)を前述の浅い知識の生成に利用すれば、『電源に接続された抵抗の一端から電流を引き出すと、電圧が変化する』などよりも『さらに浅い知識』を生成することができる。具体的には、シュミットトリガー回路に対して下記の2方程式を生成できる。

$$0 = V_{B1} - \text{Constant} \times V_{C2} \quad \text{回路全体はアンプ}$$

$$0 = V_{B1} + \text{Constant} \times V_{E1} \quad \text{フィードバックあり}$$

この『さらに浅い知識』を用いれば、入力側のエミッタ電流の増加は無視され、前述の挙動解析結果の矛盾は発生しない。すなわち、2番目の方程式とともに、

\*1 エミッタ電圧は、ここまでの解析の途中、浅い知識に Negligible であると指定され無視されている。このことから、これらがどちらもフィードバック現象であることが判定できる。

\*2 データの依存関係を利用した後戻り処理および複数の独立した挙動解析の部分には、文献(15)に示されたプログラムを利用した。

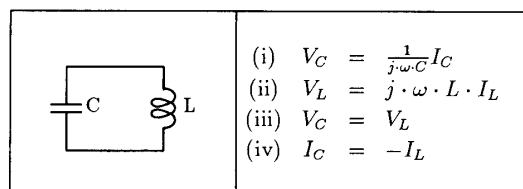


Fig. 8 Tuning circuit.

入力側のエミッタ電流と電圧変化に関する方程式が無視できることが記憶され、この二つの方程式を同時に用いることによる矛盾は発生しない。

### 3.3 ラジオ回路への応用例

ラジオ回路の重要な機能は同調、検波、増幅である。3.1の説明に使用した例(Fig. 2, 3, 4, 5, 6)は、このうちの増幅に関する回路である。以下では、同調回路、検波回路への提案した手法の適用を論じる。

#### (1) 同調回路

Fig. 8にラジオの同調回路に関する回路方程式を示す。この方程式を深い知識として与えられたときに、同調回路の代表的な挙動『コンデンサーの容量を変化させ、周波数を変更する』の説明は、図の4方程式から導かれる方程式、

$$\omega = \frac{1}{\sqrt{LC}}$$

により作成できる。

この例の場合、無視している条件はないが、『方程式(Fig. 8 i, ii, iii, iv)が成立するときに、上記方程式が成立する』ことを記憶しておくことで、『コンデンサーの容量、またはコイルのインダクタンスを変化させ、同調する周波数を変更する』という、同調回路の代表的挙動を扱える。

#### (2) 検波回路

コンデンサーの挙動に関する浅い知識を、検波回路を説明するのに十分なだけ扱うには、周波数 $\omega$ を『バイアスを考える場合』、『音声などの低周波の場合』、『放送電波などの高周波の場合』にわけ、コンデンサーの容量 $C$ も大容量と小容量にわけて定性値を定義し、それぞれに対して、コンデンサーの挙動に関する浅い知識を、生成しておく必要がある。

予め、上記のコンデンサーの挙動に関する浅い知識

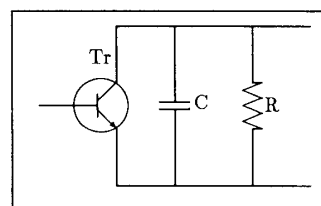


Fig. 9 Detection circuit.

を、検波回路の構成 (Fig. 9) とともに記憶しておけば、検波回路に高周波を入力しても、コンデンサー  $C$  を素通りし、増幅されないが、低周波の音声信号を入力すれば、コンデンサー  $C$  を素通りせず、増幅されることが解析できる。これは『検波回路が高周波フィルターとして動作する』という説明が機械的に生成できることを意味している。

### 3.4 統合方式の評価

以上、説明してきた方法の特徴は次の2点である。

(1) ここで対象としている『機器の代表的挙動に関する知識』は、いわゆる浅い知識すべてをカバーするものではない。しかし、浅い知識を上記のように表現することにより、深い知識である物理法則との関係を、『どの項/式を無視した』という情報として明確に記述することができる。また、『浅い知識』より『さらに浅い知識』を考えることが容易であり、複雑な対象を扱うために必要な多重の階層化の表現形式として利用できる。

さらに、同時に使うと矛盾を起こす深い知識は無視することが浅い知識に記憶されている。このため、記述レベルの異なる知識が同時に使用可能となっている。すなわち、記述レベルの異なる知識を同時に使用しても、矛盾の発生を避けられる。

(2) 浅い知識の生成過程は、『例題をベースとなる知識 (ここでいう深い知識) で解釈した過程を一般化し、新しい知識 (ここでいう浅い知識) を作る』という点で Explanation Based Learning の一種である。ただし、今までに提案された Explanation Based Learning の手法とは次の点が異なっている。

① Explanation Based Learning は、公理から定理を合成するような場合に利用される手法である。したがって、そのままでは、ここで扱っているような、『ベースとなる素子の挙動を現す方程式』から『側路コンデンサー付抵抗といった仮想的な素子の挙動を現す方程式』の合成には適用できない。すなわち、EBL では特定の条件を無視することはしていないので、ベースとなる知識が正しい場合、生成した知識の正しさも保証されている。一方、ここで用いている方法は、一般には無視してはいけない条件を無視している可能性があり、生成した知識の正しさは保証されていない。しかし、階層的に対象を理解するために必要な浅い知識を生成するには、特定の条件を無視する機能は必須と考える。

② EBL では、例題を説明するのに必要な深い知

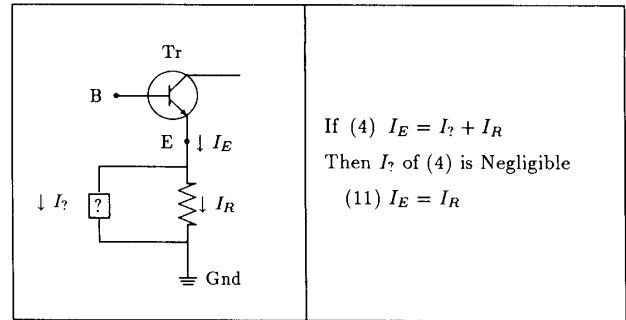


Fig. 10 Shallow knowledge from explicit explanation.

識の連鎖 (例えば Fig. 5 の式 4) だけを浅い知識の合成に利用している。一方、ここで用いている方法は、例題を説明するには直接関係のない深い知識の連鎖も浅い知識の合成に利用している。これは、説明に表れる深い知識の連鎖だけから浅い知識を生成すると、浅い知識を用いた推論結果に矛盾を生じる場合が多いからである。例えば、Fig. 5 の例では、説明に表れる深い知識の連鎖だけを利用したのでは、式 (4) のみ一般化され、抵抗とコイルが並列に接続された回路などにも同じ知識を利用しようとして妥当な推論結果が得られなくなる (Fig. 10)。

ここで用いている浅い知識の合成方法は、このような矛盾の発生を、処理対象の物理システムが持つフィードバックを解析することにより避ける仕組みを備えており、この意味で EBL の改良になっている。

一方、今後研究すべき課題として、以下の事項が残っている。

(1) 定量的変化を定性推論の枠内で扱う方法の検討が必要である。例えば、同調回路で同調した信号は、振幅の定量的変化まで考えると、同調している周波数より低周波の音声信号が変調された信号となっているが、定性的な取扱いだけでは、音声信号により変調された信号と、変調されていない信号の区別はつかない。

また、検波回路の挙動解析結果では、『検波回路のトランジスタは B 級動作の必要があり、コンデンサーの機能が積分であること』までは扱っていない。これは、コンデンサーの挙動に関する深い知識を記述する時点で Class Wide Assumption として『信号が正弦波状である』ことを仮定しているためでもある。しかし、これを取り扱うには、この仮定を使わない知識が必要であるだけでなく、積分の概念を定性推論の枠内で扱う方法が必要である。このためにも、定量的変化を定性推論の枠内で扱う方法の検討が必要である。

(2) Interpretation/Translation Rule として、

方程式の計算／変形方法を深い知識とは別に与える構成を示した (Fig. 1). この構成は論理式の計算／変形方法などを与えることによる他分野への応用を考慮している. 実際にこの構成の利点を主張するには, これらの Rule を入れ替え, 他分野に応用した結果を示す必要がある. 具体的には,

- ① Interpretation/Translation Rule を入れ替え, 定性推論以外の分野への応用した例
- ② 挙動解析により, 浅い知識を収集した後, Interpretation Rule のみを入れ替え, 類型設計・診断などへ応用した例

を示す必要がある.

提案した手法により収集できる知識の有効性を確認する上でも, ②のような応用例を示すことは重要であるが, この観点からの評価・検討は未着手である.

(3) ここで用いている学習方法は, 例題を説明するには直接関係のない深い知識の連鎖も浅い知識の合成に利用している点で, EBL よりは記述の詳細度を粗くすることにより発生する曖昧性を小さくする能力が大きい. しかし, 学習の結果が使用者の与える例題に左右される点では EBL と同じである. すなわち, 使用者の与える例題によっては意味のない知識を生成してしまう可能性もある.

すなわち, 実際に役立つ浅い知識を収集するには, 対象分野における教科書に説明のある回路のような, 一般的で比較的単純な例題や代表的と思われる設計事例 (分野に応じて数十～数百例程度と予想している) を教えるなど, 使用者側の注意が必要である. 複数の例題を同時に分析し共通部分を取り出すなど, 例題の解析能力には改良の余地がある.

(4) 浅い知識の数が増え, 解析対象も大きくなる

と, 必要なパターンマッチの量が増え, Recognizer の処理時間が増加する. また,  $A=B+C$  と  $A=C+B$  が同じ式であることを認識するように設計したパターンマッチャーも個々の式が長くなると, 処理時間の増加をまねく. これらの実現手法には改善の余地がある.

#### 4. む す び

エキスパートシステムの開発が盛んになるにつれ, その理論的基盤となる人工知能の研究全般に対する重要性が再認識されつつある. 本論文では記述レベルの異なる知識を自由に使い分ける機能を, 計算機で実現する方法について述べた.

簡単なアナログ回路を例に, 個々の回路素子の挙動に関する方程式として表現した深い知識と, 回路全体の代表的挙動という浅い知識を, 同時に扱い挙動を解析する方法を示した.

また, EBL と呼ばれる学習方法を, 記述レベルの異なる知識の学習時にも適用できるよう改良し, 深い知識と挙動例の説明から浅い知識が階層的に合成できることを示した.

さらに, 提案した方法により, 簡単なアナログ回路の挙動解析が可能であることを示した.

#### 謝 辞

本研究の機会を与えて下さった (株) 日立製作所基礎研究所丸山瑛一所長に感謝します. また, 研究の当初より適切なコメントをいただいた京都大学工学部西田豊明氏に感謝します. 定性推論に関し適切なコメントをいただいた山崎眞見氏, 学習に関し適切なコメントをいただいた諏訪正樹氏にも感謝します.

#### ◇ 参 考 文 献 ◇

- (1) de Kleer, J. : How Circuits Work, *Artif. Intell.*, Vol. 24, pp. 205-280 (1984).
- (2) de Kleer, J. : A Qualitative Physics Based on Confluences, *Artif. Intell.*, Vol. 24, pp. 77-83 (1984).
- (3) Kuipers, B. : Qualitative Simulation, *Artif. Intell.*, Vol. 29, pp. 289-338 (1986).
- (4) Williams, B. C. : Qualitative Analysis of MOS Circuits, *Artif. Intell.*, Vol. 24, pp. 281-346 (1984).
- (5) Forbus, K. D. : Qualitative Process Theory, *Artif. Intell.*, Vol. 24, pp. 85-168 (1984).
- (6) Bylander, T. and Chandrasekaran, B. : Understanding Behavior Using Consolidation, *IJCAI-85*, pp. 450-454 (1985).
- (7) Patil, R. S., Szolovits, P. and Schwartz, W. B. : Causal Understanding of Patient Illness in Medical Diagnosis, *IJCAI-81*, pp. 893-899 (1981).
- (8) 竹下, ほか : 知識獲得における知識の詳細度による階層化, 情報処理シンポジウム論文集, Vol. 87, No. 5, pp. 21-30 (1987).
- (9) Doyle, R. J. : Constructing and Refining Causal Explanations from an Inconsistent Domain Theory, *AAAI-86*, pp. 538-544 (1986).
- (10) Mozetic, I. : The Role of Abstractions in Learning Qualitative Models, *Fourth International Workshop on MACHINE LEARNING*, pp. 242-255 (1987).
- (11) 山口, ほか : 深い知識に基づく知識コンパイラの基本設計, 人工知能学会誌, Vol. 2, No. 3, pp. 333-340 (1987).
- (12) Mitchell, T. M., Keller, R. M. and Kedar-Cabelli, S. T. : Explanation-Based Generalization ; A Unifying View, *Machine Learning*, pp. 47-80 (1986).
- (13) DeJong, G. and Mooney, R. : Explanation-Based Learning ; An Alternative View, *Machine Learning*,



- pp. 145-176 (1986).
- (14) Doyle, J. : A Truth Maintenance System, *Artif. Intell.*, Vol. 12, pp. 231-272 (1979).
- (15) Yoshida, K., Kobayashi, Y., Ueda, Y., Tanaka, H.,

Muto, S. and Yoshizawa, J. : Knowledge-Based Layout Design System for Industrial Plants, *FJCS-86*, pp. 216-222 (1986).

〔担当編集委員・査読者：西田 豊明〕

---

著者紹介

---



吉田 健一 (正会員)

1980年東京工業大学情報科学科卒業。同年、(株)日立製作所に入社。エネルギー研究所にて、プラントの異常診断などの研究に従事。1986年8月より基礎研究所。1984年日本原子力学会論文賞受賞。情報処理学会、ACM、AAAI各会員。



元田 浩 (正会員)

1965年東京大学工学部原子力工学科卒業。1967年同大学院原子力工学専攻修士課程修了。工学博士。同年、(株)日立製作所に入社。同社中央研究所、原子力研究所、エネルギー研究所を経て、現在、基礎研究所主管研究員。原子力システムの設計、運用、制御に関する研究、診断型エキスパートシステムの研究を経て、現在は人工知能の基礎研究、特に推論機構に関する研究(定性推論、学習、知識コンパイルなど)に従事。1970年日本原子力学会奨励賞、1977年日本原子力学会論文賞、1984年日本原子力学会論文賞受賞。情報処理学会、日本ソフトウェア科学会、日本認知科学会、日本原子力学会、AAAI、ANS各会員。