

# 「近似」に基づく階層的知識表現

## Hierarchical Knowledge Representation Based on Approximations

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

\* 日立製作所基礎研究所  
Advanced Research Laboratory, Hitachi, Ltd., Hatoyama, Saitama 350-03, Japan.

1990年9月7日 受理

**Keywords:** hiearchical understanding, approximation, abstraction, knowledge representation, qualitative reasoning.

### Summary

It is difficult even for an expert to fully understand the behavior of a complex system. To do so, human beings often try to view such systems at different levels of abstraction based on their functional structure. The way we understand complex systems is thus mostly hierarchical.

A method for hierarchical representation of complex system is proposed which enables acquisition and simultaneous utilization of knowledge expressed at multiple levels using different abstractions based on approximations. We can distinguish three stages on the path to automatic generation of a hierarchical knowledge base depending on the degree of automation. In this paper, the results of the first stage are described, including the implemented method as well as the hierarchical knowledge base constructed for digital circuits. The characteristics of this method can be summarized as follows:

- Multiple domain theories and the relation between descriptions at different levels are used to express many aspects of a complex system.
- To keep the whole hierarchical knowledge consistent, information about the approximation used in each hierarchy is stored. Without this information, contradictions which are introduced by the use of approximations decrease the functionality of the knowledge base.
- An EBL-like method is used to support construction of the consistent hierarchical knowledge base complying with the proposed representation method.

Also discussed is how the hierarchical knowledge base constructed by this method can be used in problem solving.

### 1. ま え が き

初めて見る複雑な対象の挙動を理解するのは、専門家にとっても難しい。このような場合、人間は対象を階層的に捉え、考えている現象に最も適したレベルで対象を理解することができる。さらに個々の部品の機能を理解するときには、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抽出できる。

このとき、専門家は初めにあるレベルで問題を理解していても、問題解決の途中で必要があれば、自由に別のレベルで対象を理解しなおしているように思われる。例えば、複雑な機械の異常診断においては、初め

は機器ごとの大まかな機能（挙動）に関する知識を用いて診断を進め、異常箇所がある程度把握できた後は、個々の機器の詳細な知識を用いて故障原因の同定を進めている。すなわち、専門家は初めから詳細な知識を利用したのでは扱うべき情報量が膨大すぎて処理できない問題でも、問題に合わせて対象のモデルを逐次変形し、効率的に問題が解決できる。

本研究では、このような階層的な問題解決を可能とするうえで基礎となる、階層的知識の表現形式と、知識の整合性維持方法を論じる。具体的には、階層的知識間の上下関係を「近似により記述の詳細度が変化した知識」の関係として扱う方法を提案し、「近似」に関する表現・推論方法を提案する。さらに回路を例に各

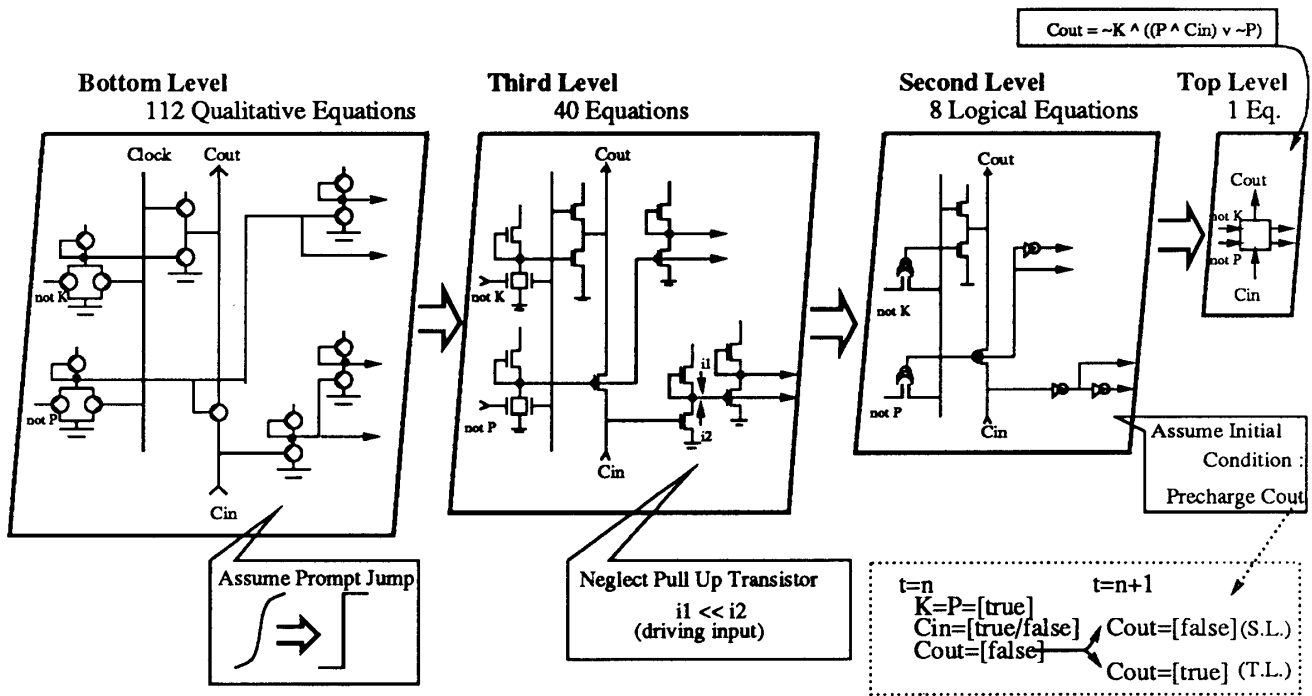


Fig. 1 Knowledge structure of carry circuit.

レベルの知識の表現方法と、異なった階層に属する知識間の整合性を維持するために考案した「近似」に関する情報の収集方法を説明し、診断・設計などへの応用についても考察する。

## 2. 階層的知識表現

### 2.1 知識の階層性

Fig. 1 は加算回路の一部である桁上げ連鎖回路<sup>(1)</sup>を本研究で提案する階層的知識表現方法\*1で示した(イメージ)図である。最下位のレベルの知識は112個の回路方程式で表現される。中間に2階層、スイッチレベルと論理レベルの記述をはさんで最上位のレベルの知識は桁上げ連鎖回路の入出力関係を表現した一つの論理式で表現される。

この知識表現方法では、上のレベルの知識と下のレベルの知識の関係を仕様とその実現方法とみなすことができる。例えば、最上位の桁上げ演算回路(仕様)は、中間層のNOR, NOT等の論理回路により実現されていると考えることができる。個々の論理回路を仕様とみなした場合、最終的にはMOSトランジスタにより実現されているとみなせる。

\* 1 「知識表現」という言葉を用いた場合、「計算機上の具体的な実現方法(データ構造とその取扱い方法)」を示す場合もあるが、本論文では「どのような種類の情報をどのような処理に利用するか」という概念的なレベルでの知識表現方法を説明する。

また、各レベルの知識を、「データ」とデータの間の「関係」として表現しているとも考えることもできる。例えば Fig. 1 の回路では、最下層において、個々の電圧や電流の値が「データ」であり、電圧・電流の値に関する方程式が「関係」である。最上位では、桁上げ演算の三つの入力( $\bar{P}, \bar{K}, C_{in}$ )と、一つの出力( $C_{out}$ )が「データ」であり、桁上げ演算式( $C_{out} = \bar{K} \wedge (P \wedge C_{in}) \vee \bar{P}$ )が「関係」である。

実際に知識ベースに記憶されるのは各回路に対応した論理式や、個々の回路素子の物理法則を表す方程式、およびそれらにより関係が記述されたデータである。実際に「関係」を使って「データ」の値を計算するには「推論規則」が必要となる。「推論規則」は式の計算方法など数学・論理学の知識や、「スイッチの挙動により推定できる事項」等、領域特有の知識(領域特有の公理)であり、各レベルごとに用意する必要がある。

このような階層的に表現された知識を使って問題解決する場合、問題に合わせて使用する知識のレベルを変化させ、効率的に問題を解決することができる。例えば、回路の算術演算に関する診断・挙動予測であれば、Fig. 1 の最上位の知識を使用すればよい。三つのMOSトランジスタがNOR回路として動作するというを説明するには最下位あるいは一つ上のレベルの知識が必要となる。最下位の知識を直接使って Fig. 1 の回路が桁上げ演算回路であることの説明を試みるのは現実的ではない。

このように、解決したい問題により使うべき知識の

レベルが変わることは、電気回路特有の話ではない。巨大な発電プラントが電気を起こす過程を、細かな(プラントを構成する個々の機械の)レベルで追いかけることなど不可能である。異常診断等も階層的に実施しないとオンラインでの実時間処理(診断)等は非常に困難である。機器やプラントなどの設計でも「階層設計」の概念が導入されている。階層化は問題解決一般に共通した話だと考えられる。

## 2・2 階層性と「近似」

ここで、重要な点は、「下のレベルの記述から、一つ上のレベルの記述を得ることは単純な論理変換だけでは不可能である」ということである。例えば、Fig. 1の回路で最上位の1論理式は中間層の論理式を単純に論理変換するだけでは得られない。「 $C_{out}$ がプリチャージされていること、clockの値が[false]であること」等の適当な仮定が必要である。また、最下位のアナログ回路としての動作は回路方程式で表された情報だけでは曖昧であり、スイッチとして動作するには「十分な動作時間が確保されている」などの仮定が必要である。

提案する知識表現方法では、このような、上位レベルと下位レベルの知識をつなぐために必要な仮定を明示的に記憶し、「近似」を「適当な仮定と論理的に正しい変換操作の組合せ」として扱う(Fig. 2<sup>\*2</sup>)。すなわち、階層的に上位のレベルの知識は下位のレベルの知識に適当な仮定を追加し、論理的に正しい変換操作により得られる知識であるとして扱う。一見ただけでは矛盾したり、正確な対応関係がつかめない上下間の知識の関係が、「近似」を以上のように考えることにより、計算機でも論理的に扱うことが可能となる。

このように階層的な知識の関係を捉えた場合、上位レベルの知識は下位レベルの知識よりも記述量が減っており、それを利用した推論に必要な計算資源に対するニーズも減少している。すなわち、計算量の観点からは、上位レベルの知識は下位レベルの知識より使いやすい知識になっている。しかし、詳細な現象を解析

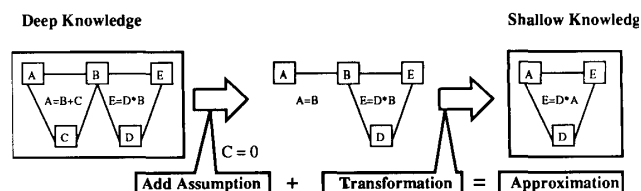


Fig. 2 Approximation process.

するためには下位レベルの知識が必要となる場合もある。このとき、「近似」にあたって利用した「仮定」の情報は誤った推論を避けるためには必須である。例えば、Fig. 1に示した電気回路の異常診断の場合、「 $C_{out}$ がプリチャージされていること、clockの値が[false]であること」などの情報を桁上げ連鎖回路が仕様を満たすために必要な「仮定」として記憶しておかないと、実際にはclockの異常による計算結果の異常に対して、「桁上げ連鎖回路が故障した」等の誤った結果を得てしまう可能性がある。

ここで考えるべき問題として次の二つがある。

- ・問題解決に必要なレベルの知識を選ぶ方法の考察：知識ベースが階層的に作られていても、問題に応じて最適のレベルの知識を利用するための方法がなければ、意味をなさない。
- ・異なったレベルの知識間の整合性を維持する方法の考察：階層的な知識ベースを構築するには、各レベルの知識を個別に記述するだけでなく、それぞれの関係を「近似に利用した仮定」を明示したうえで厳密に記述する必要がある。このような作業を誤りなく実行するのは非常に困難であり、何らかの支援技術の開発が望まれる。

次節では、後者の問題の解決策として検討している知識収集方法について論じる。

## 2・3 知識収集方法

Fig. 3に、前節で述べた考え方に従い作成した知識収集システムの構成を示す。この知識収集システムは、上位レベルの知識(機器の仕様に相当)と下位レベルの知識(その実現方法に相当)を入力し、両者の挙動が一致するために必要な仮定を見つけ、この仮定と両者の対応関係を機械学習の1手法であるEBL<sup>(2)(3)</sup>により一般化して記憶する。各レベルで推論を行うための規則はInterpretation Ruleとして、レベルごとに入力する。また、レベルの異なった情報を比較するための知識としてTranslation Ruleも入力する。

レベルの異なる知識の対応関係の収集は次の3ステップで実行する。

1. 初めに仕様のレベルでの挙動をすべて計算する。

\* 2 Fig. 2では、上位レベルと下位レベルの知識をそれぞれ、Shallow Knowledge, Deep Knowledgeと表記している。通常、機能に関する知識はDeep Knowledgeと呼ばれ、Deep Knowledgeを特定タスク向けに変形したものをShallow Knowledgeと呼ぶ。すなわち、通常の用法では、Fig. 2の知識はどちらもDeep Knowledgeである。ここでは、あえて機能に関する知識にもDeep, Shallowの区別を行った。通常の使い方においても、ここでの使い方においても、Shallow KnowledgeはDeep Knowledgeを変形することで得ることのできる知識であり、変形の仮定で不要な情報を落としている。通常の使い方においては、タスクに関係のない情報を落としているし、ここでの使い方においては、仕様に関係のない情報は落としている。

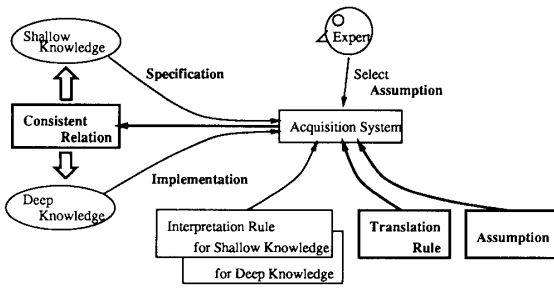


Fig. 3 Configuration of knowledge acquisition system.

挙動の計算に必要な初期値は Interpretation Rule の一部として与える「データの取り得る値」の組合せをすべて考える。数値情報も定性的な値として扱い、初期値の網羅的な生成を行う。

2. 次に対応する実現方法のレベルでの挙動を計算する。特定の条件のもとで使用した場合のみに仕様を満足する機器の場合、「特定の条件」に相当する「仮定」を生成し計算を続行する。ただし、むだな計算を避けるために、生成した「仮定」は利用する前に使用者に提示し、認められたもののみ利用する。

3. 仕様のレベルと実現方法のレベルの挙動の対応関係を EBL により一般化し記憶する。このとき、生成した「仮定」も記録する。

対象が複雑な場合は上記のステップを繰り返す。

### 3. 桁上げ連鎖回路への適用

Fig. 3 に示した知識収集システムで、「MOS トランジスタがスイッチとして動作する」という階層的な知識を収集・表現した例を、Fig. 4~Fig. 6 を用いて説明する。

知識収集システムは、初めに仕様のレベルでの挙動をすべて計算する。Fig. 4 に、「スイッチの入力  $V_b$  が [on] の場合、次の時刻で、 $V_c$  と  $V_e$  の値が等しくなる（この場合 [on] になる）」ことが、スイッチという「関係」があるというスイッチレベルの知識“switch( $V_b$ , in:  $V_c$ , out:  $V_e$ )”と「推論規則」により計算される様子を示す。

Fig. 5 に対応する実現方法のレベルでの挙動を計算する様子を示す。Fig. 5 では、上記の switch としての挙動が MOS トランジスタの持つ二つの性質により表現されていることが計算により確かめられている。すなわち、トランジスタのベース電圧  $V_b$  が [+]<sup>\*3</sup> になれば、エミッタに流れる電流  $I_e$  も [+ ] となり、エミ

\* 3 トランジスタレベルで考えた場合の値。スイッチレベルでは [on]。

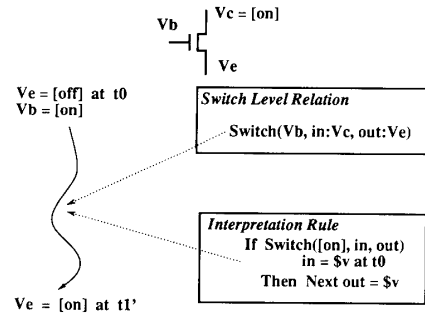


Fig. 4 Example of shallow level knowledge.

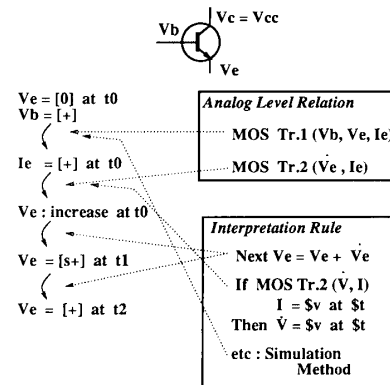


Fig. 5 Example of deep level knowledge.

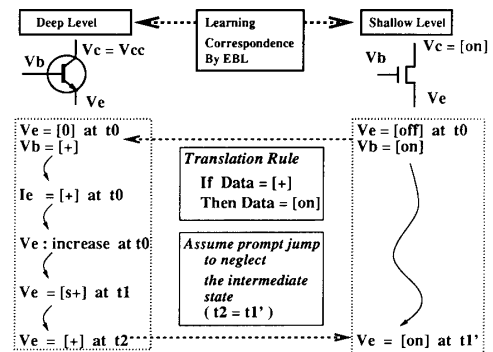


Fig. 6 Learning process of consistent relation.

ッタ端子の電荷の増加に伴い電圧  $V_e$  が上昇し [+ ] となる。これは、MOS トランジスタをスイッチとして眺めた場合の動作に対応している。

最後に、仕様のレベルと実現方法のレベルの挙動の対応関係を EBL により一般化し記憶する (Fig. 6)。このとき、生成した「仮定」も記憶する。Fig. 6 の例では、「トランジスタの動作時間は無視できる」という仮定が記憶される。

Fig. 1 に示した桁上げ連鎖回路全体では、Third Level と Second Level の関係「1 個の Pull Up トランジスタと 2 個の Pull Down トランジスタで NOR 回路になる」を扱うには、「Pull Down トランジスタの動作時は、Pull Up トランジスタが無視できる」が必要であるし、Second Level と Top Level の関係「全体として桁上げを計算する」には「 $C_{out}$  がプリチャージ

されている」等が必要である。

桁上げ連鎖回路の場合、全レベルの挙動を定性推論だけで扱うことはできない。上位レベルの挙動を扱うには論理演算の知識も必要である。したがって、各レベルごとに異なった Interpretation Rule を与える必要がある。また、各レベルの挙動を単純に比較することもできない。Bottom Level はアナログ回路であり、電圧の高い/低い（定性値 [ + ] / [ 0 ] ）といった挙動を示すが、Third Level は、スイッチのオン/オフ（定性値 [ on ] / [ off ] ）といった挙動を示す。このため各レベルの挙動の比較をするときには、Translation Rule による翻訳が必要となっている。

以上、説明してきた方法は、文献(4)に示されたアナログ回路の階層的な知識表現・収集方法を、デジタル回路なども扱えるように一般化したものである。特徴は、文献(4)の方法からの改良点も含め、次の4点である。

- ・文献(4)に示された方法は、仮定が「方程式のある項を無視する」という形に制限されていた。本論文の方法では、「 $C_{out}$  がプリチャージされている」といった一般的な仮定を扱えるように改良した。
- ・異なるレベルの挙動を比較するため、Translation Rule が、「論理的に正しい式の変形」だけでなく、「値の翻訳」も行うようにした。例えば、電圧の定性値 [ + ] が論理値 [ true ] に対応していることなどは Translation Rule が扱う (Fig. 6)。
- ・異なるレベルの知識を Translation Rule による変形操作からは作成できない場合でも、それぞれのレベルでのすべての挙動が対応づけられれば、変形可能とみなした。例えば、 $A=B+C$  の  $C$  を無視し、 $A=B$  に変形する Translation Rule の用意はできるが、電圧・電流の関係を記述した回路方程式を、その仕様に相当する論理式に変形するような Translation Rule を事前に用意しておくことは難しい。このような場合には、すべての挙動が同じであれば変形に必要な Translation Rule は作成可能とみなし、変形操作を挙動の確認で代用した。
- ・学習した知識の一般性増加と、マッチングコスト低減のために別名処理を付加した。例えば、二つの抵抗  $R_1$  と  $R_2$  を直列に接続した回路を記述する場合、接続端子において、 $V_{R_1} = V_{R_2}$  といった式で、接続に関する情報を記述できる。このように記述した回路で学習した知識は、初めから  $V_{R_1}$  といった名前のみ用いて記述した回路 ( $R_2$  に関する

オームの法則なども  $V_{R_1}$  を使って記述) には、式の形が異なるために適用できない。また、 $V_{R_1} = V_{R_2}$  が条件に含まれるため、学習結果に含まれる条件式も多くなり、使用時のマッチングコストも増加する。Fig. 3 に示したシステムは、入力した各レベルの知識をチェックし、このような場合には、一つの名前だけを使用するように知識を書き換える別名処理の機能を持っており、推論時・学習時・学習済み知識の使用時ともに、書換え後の知識を利用することで、この問題を避けている。

## 4. 関連研究と今後の研究課題

### 4・1 階層性に関する考察

Fig. 3 に示したシステムの収集した階層間の関係を使用すれば、最下位の記述を基に、最上位に至る全階層の記述を機械的に作成できる。このとき得られる上位レベルの記述は、下位レベルの記述にどのような近似を行えば得られるかが明確になっているという点で下位の知識と整合性のとれたものとなっている。また、このときに作られる階層構造は、事前に与えた仕様とその表現方法の対応関係から作成することになり、人間が対象を理解するときに考える構造を再現したものとなっている。

このことは、提案する手法の長所であるとともに限界をも示している。一般に一つの対象は複数の見方で理解することができる。例えば、NOT 回路は論理回路として見れば“NOT”であるが、アナログ回路としてみれば増幅器となっている。ある回路方程式の組合せが“NOT”であると学習した後に、同じものが増幅器であると学習させる場合などには、初めに深い知識として与えた定性的な知識だけでは増幅器としての性質が説明できず、定量的知識まで含めるように深い知識を修正する必要がある場合もある。このような場合には、初めに記憶した回路方程式と“NOT”の関係を学習しなおす必要が生じる。

提案した手法では、このような場合に深い知識を修正するのは人間の役目である。その意味で、最終的に整合性を維持しているのは手法を利用する人間とみなすこともできるが、近似だけでは上下間の対応関係がつかないことは機械的に判定できる（対応関係の学習に失敗する）ので、知識収集への支援機能は持っていると考えられる。

なお、複数の見方が可能な対象に関する知識の階層間の対応関係を、提案した手法で収集することは可能である（全く別の対応関係として記憶できる）が、論

理回路を扱うときにアナログ回路のために記憶した関係により処理効率落ちる等の副作用が予想される。これについての検討は未着手である。

### 4・2 階層的知識ベースと問題解決

異なった階層に属する知識間の整合性が維持された対象の記述が、さまざまな問題解決を強力に支援することは明らかである (Fig. 7)。

例えば、定性推論の研究において、対象を階層的に記述する必要性は早くから指摘されていた<sup>(5)(6)</sup>。関連した研究としては、文献(7)-(11)などのものがある。この中で、Falkenhainerらは解析目的に適したレベルのモデルを構築することで定性的シミュレーションの複雑さを減少させる方法を示した<sup>(10)</sup>。彼らの手法は定性推論で複雑な対象を扱う基本技術を示したものと

えるが、利用者はあらかじめ矛盾のない対象の記述を用意する必要があった。我々の方法は、この記述の作成を目指したものと捉えることができる。

診断システムにおいても、このように扱う対象のレベルを自由に操作できれば、トップレベルの入出力関係から、段階的に下位のレベルの入出力関係をチェックしていくことで異常原因を特定することができる<sup>(12)(13)</sup>。この場合、従来の診断システムが異常箇所の特特定のみ可能であったのに対して、「近似」の内容が仮定として記憶されていれば、「プリチャージしなかった誤使用が原因」などの使用方法のチェックも行える。

さらに段階的に仕様を分解していくことで、類型設計も可能となる<sup>(14)(15)</sup>。この場合、仕様を満足するために必要な「仮定」を満たすように補助的な機器を付属させたり、互いに矛盾する仮定を一つの設計の中に含まないように制御することで、非現実的な設計結果を排除できる。

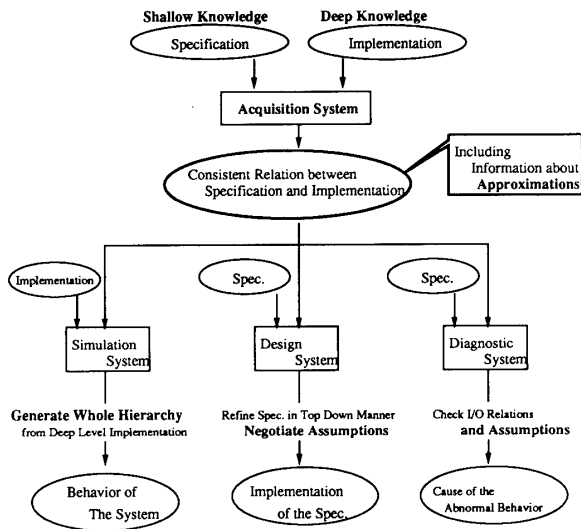


Fig. 7 Hierarchical knowledge base in problem solving.

### 4・3 階層的知識ベースの自動合成

階層的な知識ベースを構築する場合問題となる「近似」の取扱いに関しては Intractable Domain における EBL の研究とも関連して、近年研究事例が増えている<sup>(7)-(9)</sup>。また、一番下の記述からの階層構造の自動作成に関する研究もある<sup>(16)</sup>。階層構造の作成を自動化の程度により分類すれば、以下の三つの段階が考えられる。

完全に自動化した階層構造の作成：トランジスタの挙動に関する知識と、回路方程式の情報だけから、NOR 回路や、桁上げ連鎖回路を、意味のある固まりとして認識するもの (Fig. 8)。文献(16)の研究

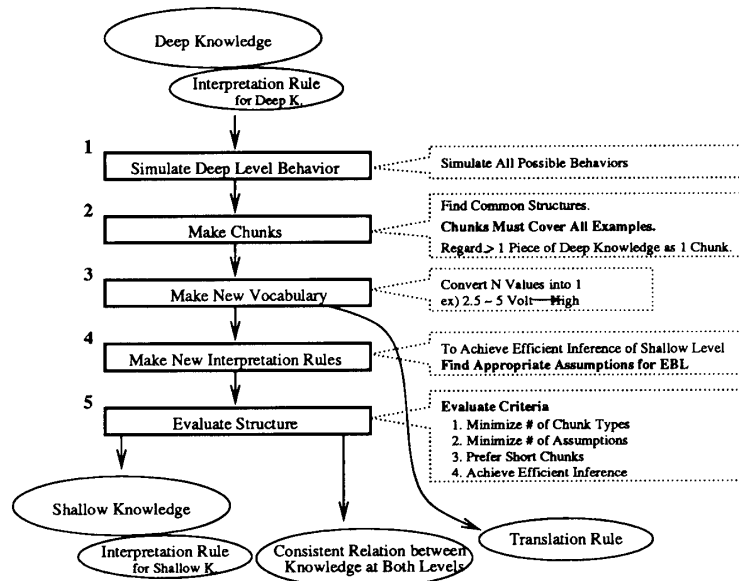


Fig. 8 Automatic generation of approximations.

は、これを試みている。

**領域知識を限定した階層構造の作成：**トランジスタの挙動に関する知識と、回路方程式の情報のほかに、「論理回路になっているはず」というヒントを、領域知識として与えるもの (Fig. 9)。

**専門家の知識における階層構造の抽出：**さらに、どこが NOR 回路であるかまで、例を与えるもの (Fig. 10)。本研究は、この段階の研究である。

一般論として、自動化の程度の高い方法のほうがより優れているように思えるが、トランジスタの情報から完全に自動的に桁上げ連鎖回路を、意味のある固まりとして認識することは、以下の二つの観点から難しく、本研究では試みなかった。

- すべての初期値に対する複数のトランジスタの挙動を考慮するために必要な計算量が膨大で、実現不可能と思われる。また、考えられる動作として桁上げ連鎖以外の動作も多いため、膨大な量のノ

イズの中から意味のあるもののみ抽出するといった分析が必要になる。

- 作成した階層構造が、専門家の知識の階層構造と一致するという保証がない。このため、作成した知識を計算機と専門家で協調して問題解決にあたるといったことに利用することが困難になる。

また、本論文に示した方法の自動化の程度を高めるには、Fig. 9 に示したような、領域知識を限定した階層構造の作成が有望に思われる。

## 5. む す び

階層的知識の上下関係を「近似により記述の詳細度が増変化した知識」の関係として扱う方法を提案した。具体的には、回路を例に表現形式と、異なった階層に属する知識間の整合性を維持するために考案した「近似」に関する情報の収集方法を説明し、診断・設計な

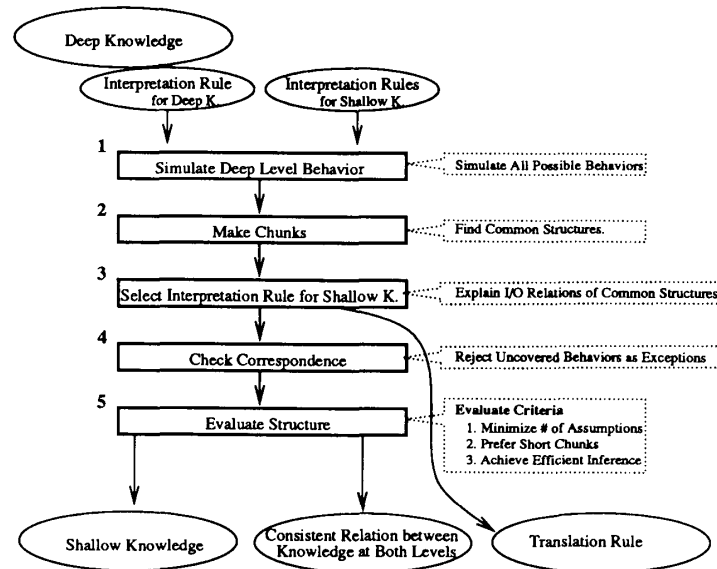


Fig. 9 Utilization of shallow level interpretation rule.

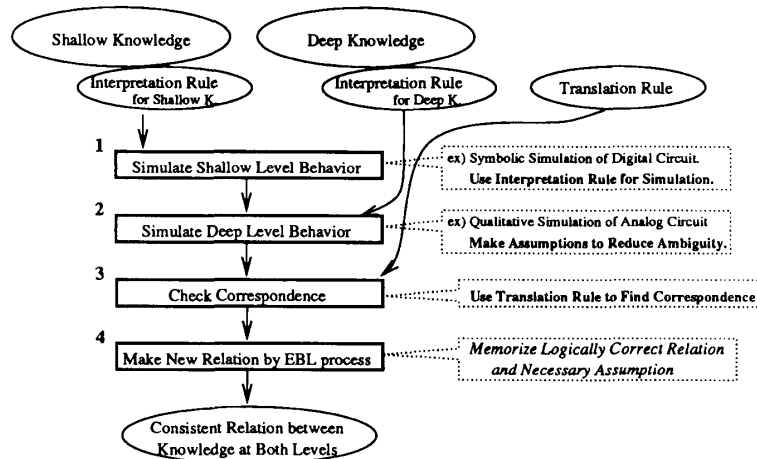


Fig. 10 Utilization of shallow knowledge.

どへの応用についても考察した。

エキスパートシステム構築例が増えるに従い、知識獲得の問題の重要性が意識されつつあるが、その一つの要素技術として確立するには、この方法で実際に大規模な階層知識ベースを作成して見せる必要がある。

この点に関して、現在、文献(1)に記載されたデータパッチの知識ベース作成を、Fig. 3 に示したシステムを利用して試みており、4 bit ALU までは本論文に述べた方法で扱えるメドを得た。

### ◇ 参 考 文 献 ◇

- (1) Mead, C. and Conway, L. : *Introduction to VLSI Systems*, Addison-Wesley Pub. Co. (1980).
- (2) Mitchell, T. M., Keller, R. and Kedar-Cabelli, S. T. : *Explanation-Based Generalization : A Unifying View*, *Machine Learning*, pp. 47-80 (1986).
- (3) DeJong, G. and Mooney, R. : *Explanation-Based Learning : An Alternative View*, *Machine Learning*, pp. 145-176 (1986).
- (4) 吉田, 元田 : 階層的定性推論のための浅い知識の合成法, *人工知能学会誌*, Vol. 4, No. 4 (1989).
- (5) Patil, R. S., Szolovits, P. and Schwartz, W. B. : *Causal Understanding of Patient Illness in Medical Diagnosis*, In *IJCAI-81*, pp. 893-899 (1981).
- (6) Bylander, T. and Chandrasekaran, B. : *Understanding Behavior Using Consolidation*, In *IJCAI-85*, pp. 450-454 (1985).
- (7) Doyle, R. J. : *Constructing and Refining Causal Explanations from an Inconsistent Domain Theory*, In *AAAI-86*, pp. 538-544 (1986).
- (8) Bennett, S. W. : *Approximation in Mathematical Domains*, In *IJCAI-87*, pp. 239-241 (1987).
- (9) Mozetic, I. : *The Role of Abstractions in Learning Qualitative Models*, In *4th Int. Workshop on MACHINE LEARNING*, pp. 242-255 (1987).
- (10) Falkenhainer, B. and Forbus, K. D. : *Setting up Large-Scale Qualitative Models*, In *AAAI-88*, pp. 301-306 (1988).
- (11) Zheng-Yang Liu and Farley, A. M. : *Shifting Ontological Perspectives in Reasoning about Physical Systems*, In *AAAI-90*, pp. 395-400 (1990).
- (12) Sembugamoorthy, V. and Chandrasekaran, B. : *Functional Representation of Devices and Compilation of Diagnostic Problem-Solving Systems*, In Kolodner, J. and Reisbeck, C. ed. *Experience, Memory, and Reasoning*, pp. 47-73, Lawrence Erlbaum Associates Pub. (1986).
- (13) 山口, 溝口, 田岡, 小高, 野村, 角所, 他 : 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 (1987).
- (14) Steinberg, L. I. : *Design as Refinement Plus Constraint Propagation : The VEXED Experience*, In *Proc. of AAAI-87*, pp. 830-835 (1988).
- (15) Williams, B. C. : *Interaction-Based Invention : Designing Novel Devices from First Principles*, In *AAAI-90*, pp. 349-356 (1990).
- (16) Lebowitz, M. : *Integrated Learning : Controlling Explanation*, *Cognitive Science*, Vol. 10, pp. 219-240 (1986).

[担当編集委員 : 戸沢義夫, 査読者 : 安部憲広]

### 著 者 紹 介



吉田 健一 (正会員)

1980年東京工業大学理学部情報科学科卒業。同年、(株)日立製作所に入社。同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年より、基礎研究所にて知識表現、機械学習、定性推論などの研究に従事。1984年日本原子力学会論文賞、1990年電気学会論文賞、1991年人工知能学会全国大会優秀論文賞受賞。情報処理学会、AAAI、ACM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。同年、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、特に機械学習、知識獲得、知識コンパイル、定性推論などの研究に従事。工学博士。元日本ソフトウェア科学会理事、現人工知能学会理事、Knowledge Acquisition (Academic Press) 編集委員、IEEE Expert 編集委員、コンピュータ科学編集委員。1970年日本原子力学会奨励賞、1977、1984年日本原子力学会論文賞、1991年人工知能学会論文賞受賞。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、IEEE Computer Society各会員。