

TM-0581

解析型知識システムにおける
知識獲得支援

澤本潤，椿和弘，滝寛和，藤井裕一

July, 1988

©1988, ICOT

ICOT

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

(03) 456-3191-5
Telex ICOT J32964

Institute for New Generation Computer Technology

総 論

1. 知識獲得のニーズ分析

1. 1 解釈システムニーズ分析

- 1. 1. 1 解釈型システムの開発動向
- 1. 1. 2 解釈問題の特徴分析
- 1. 1. 3 解釈システムにおける知識獲得のニーズ

1. 2 診断システムのニーズ分析

- 1. 2. 1 診断型システムの開発動向
- 1. 2. 2 診断向きシステム構築ツールの現状と課題
- 1. 2. 3 診断における知識獲得ニーズ

1. 3 制御システムのニーズ分析

- 1. 3. 1 制御型システムの開発動向
- 1. 3. 2 制御問題の特徴分析
- 1. 3. 3 制御システムにおける知識獲得ニーズ

2. 知識獲得のシーズ分析

2. 1 仮説推論から知識獲得への接近

- 2. 1. 1 概要
- 2. 1. 2 仮説推論
- 2. 1. 3 分析型知識システムへの適用
- 2. 1. 4 合成型知識システムへの適用
- 2. 1. 5 知識獲得支援システムとの関係

2. 2 定性推論から知識獲得への接近

- 2. 2. 1 定性的推論と知識獲得への応用の可能性
- 2. 2. 2 Generic Task理論と知識獲得への応用の可能性

2. 3 類推から知識獲得への接近

- 2. 3. 1 概要
- 2. 3. 2 類推
- 2. 3. 3 類推機能をもつ知識獲得支援システム

3. 知識獲得ツールの動向

3. 1 知識獲得ツールの事例

3.1.1 E T S

3.1.2 R O G E T

3.1.3 M O R E

3. 2 知識獲得ツールの比較

4. 知識獲得の研究開発目標（未）

5. 知識獲得システムのイメージ

5. 1 エキスパートシステム構築過程における知識獲得

5.1.1 知識ベース構築過程における問題点

5.1.2 対象知識とエキスパートシステム指向知識の獲得

5.1.3 メタ知識の獲得

5. 2 知識ベースの管理と高機能化における知識獲得

5.2.1 知識ベースの管理とユーザモデル

5.2.2 学習と高次推論

5. 3 知識獲得の支援システムの構想

5.3.1 基本機能イメージ

5.3.2 基本構成イメージ

5.3.3 知識獲得戦略の方法

注 （未）の章・節は、本文未完成のために本報告書には記載していません。

知識システムの対象は、解析型問題と合成型問題とに分けられる。解析型問題では、システムの構造および構成要素の機能は所与であり、外部からの入力を与えられた場合、システムがどのような挙動を示すかを明らかにすることが主たるタスクとされる。診断問題、解釈問題、制御問題などは解析型問題の典型例である。一方、合成型問題では、システムに対する入力および出力の要求仕様が与えられた場合、これを実現するシステムの構造および構成要素の機能を決定することである。計画問題や設計問題は合成型問題の典型例である。合成型問題は解析型問題を内包しているともいえる。

知識システムの研究開発は、解析問題を中心に進められ、現在では研究の焦点は合成型問題へとシフトしつつある。合成型知識システムの開発がプロトタイプレベルに留まっているのに対し、解析型知識システムの開発は実用化の時期を迎えようとしている。しかし実用化に際し、最大の障害は知識獲得過程にあることが現場の多くの技術者から指摘されている。人間の専門家がもつ知識を抽出し、変換する過程を支援する方法論およびツールの開発が強く要請されているといえよう。

これに対し、合成型知識システムにおいては、より上流側すなわち問題の定式化支援や問題解決の基本制御ループの設定において、これを支援する方法論の確立が要請されているのが現状とみられる。

したがって、解析型問題に関する知識獲得支援と合成型問題に対する知識獲得支援では、技術的および方法論的にみて、質的に異なった側面があることを認識しておく必要があると思われる。

このような現状認識に基づいて、本報告書は解析グループの作業結果をまとめたものである。

本報告書は、I C O T 知識獲得支援システム作業グループ (K A S - W G) の委員 (表 1) の内、解析型タスクグループのメンバーの労によるものである。

表1 KAS-WGの委員

<タスクグループ>				
諏訪 基	(電総研)	合成型問題	TG主査	
寺野 隆雄	(電力中研)	"	TGとりまとめ	
麻生 盛敏	(日本電気)	"		
石井 暁	(東芝)	"		
市川 雅也	(三菱重工業)	"		
真田 英彦	(大阪大)	合成型問題		
渡辺 俊典	(日立製作所)	"		
小林 重信	(東工大)	解析型問題	TG主査	
国藤 進	(富士通)		TGとりまとめ	
田中 博	(東大)	"		
長田 亨一	(石油資源開発)	"		
藤原 良一	(三菱電機)	"		
門前 弘邦	(富士通)	"		

なおICOTの下記の研究者が討議に加わった。

岩下 安男	(第5研究室長)	合成型問題
椿 和弘	(第5研究室)	"
岡 夏樹	(第1研究室)	"
澤本 潤	(第5研究室)	解析型問題
滝 寛和	(第5研究室)	

1. 1 解釈システムのニーズ分析

1. 1. 1 解釈型システムの開発動向

ここで取り上げる解釈型知識システムで取り扱う解釈問題とは、計測器やセンサー等を通して観測・測定された連続データを分析してシステムの構造や状態を推定し、これに物理的に意味づけを与えることを対象とする。対象とするデータは、器械によって異なるが得られるデータとしては、主なものとして、ソナーからの音響データ、人間等からの音声データ、衛星からの画像データ、センサーからのデータ、X線回折・スペクトル分析によるデータ等が挙げられる [小林 86]。これらの得られたデータから現象を理解する問題、診断を行う問題等を対象としたシステムが挙げられる。

解釈型で取り扱われる問題の対象としては、論理は簡単でも豊富な専門的知識を必要とする領域、得られるデータは少ないが、解が複雑な領域、経験的知識を利用して解決する領域、専門家・技術者の助言・診断の対象となる領域を対象に開発されている。

システムの開発にあたっては、ある程度規模の大きいものを考えなければならない。例えば、同じ検層解析システムとして挙げられるELAS（アモコ社）とDipmeter Advisor（シュランベルジェ社）では、前者が取り扱う対象領域が狭かったために非現実的なシステムとして現在では注目されていない（その他の理由として、FORTRAN言語が用いられていたり、データ・ベース部分が小さい等が挙げられる）。それに比べてDipmeter Advisorは、ある程度の複雑さ、客観性を対象としているため、実用性が充分である。

現在までに開発されたシステムの主なものを以下に記す；

1) 現象の理解システムとして；

Dipmeter Advisor (シュランベルジェ社)：地下における地層堆積時の古環境の解析

2) 最適解を求めるシステムとして；

DENDRAL (スタンフォード大)：質量分析から科学分析構造を推定

3) 助言・診断システムとして；

大型直流電動機故障診断システム (東芝)：監視系からのオンラインよりデータを入力

Drilling Advisor: S E C O F O R (エルフ・アキテーン社): 石油掘削時におけるトラブルの対処

上記の開発例は、ごく一例であるが、今後は複雑な現象を精度の高い測定器を通じてデータを獲得し、複雑多岐にわたるデータを総合化して解析するシステムが出現するであろう。

なお、問題の対象領域のうち「助言・診断」については、所謂診断型知識システムと類似している箇所も多いが、ここでは会社のためのデータが測器等により入力されるシステムに限定し、診断型は計算機からの問い合わせられた項目については入力し、診断を行なうシステムとした。

1. 1. 2 解釈問題の特徴分析

解釈問題においては、解釈対象となる満足いくデータを取得することが大きな問題となる。得られたデータの精度、即ち計測器を通じて得られる大容量のデータの質が、よくなければならない。そのために計測器そのものの精度・性能向上が望まれる。得られるデータは、知識ベース内に管理されている知識と推論機構で解決される範囲内の精度で取得されなければならない。計測器の精度についてはここでの論外になるので取り扱わないこととする。解釈型システムでは、計測器で得られた連続データを解釈し、問題解決するにあたって必要な知識が、複雑多岐にわたっているのが特徴で、エンドユーザーもある程度の知識が必要となってくる。

解釈型における特有な知識獲得上の問題を分析してみることとする。知識獲得に当たって問題解決に必要な知識は何か、それを得るための知識源として何があるか、という知識獲得(狭義)に関する問題、そしてその知識をいかにシステムティックに構築していく、計算機の中に利用可能な形に変換し、どのように実際に使用できるようにするのかという知識利用に関する問題、最後に知識の修正、新知識の導入やこれらの知識間の整合性をチェックする機構という知識管理に関する問題に大きく分けられるであろう。これらを包括して知識獲得上の問題となろう。ここでは、解釈型システムにおいてみられる一般的な問題について触れることとする。

解釈問題における必要な対象なる知識は、理論化された知識、公式・定理・法則の類にはいる完全な知識と、仮説的な知識、例外を含む知識、矛盾を含む知識、拡大解釈される知識、今後変わりうる知識等がありこれは不完全な知識とよぶ。それに、所謂熟練者・専門家が日常作業で用いる常識や経験(カン)からくる知識等が挙げられ

る〔石塚他 86〕。これらの三種の知識は明瞭に区別されなければならない。

先ず、完全な知識であるが、この知識内容はほぼ完全なものであるから、今後、訂正変更することの少ない知識である。次に不完全な知識として挙げた知識のグループであるが、これらの知識は、日常作業上無意識に扱われているものである。理論的に説明されているものばかりとは限らないが、この知識のグループは、今後正しいものと認められたり誤りとされる可能性がある。知識管理機構内に入力される際、他の知識と整合性があってもその後、知識の内容が変わって再入力された時、他のものと矛盾したり、整合性が失われる可能性もある。

常識や経験（カン）は、知識工学者や専門家・熟練者のもつ知識を計算機にとりこむ際に知識獲得源としてインタビューする相手から得られるものであるが、この知識のグループは、人によっては常識ではないと思っている場合や経験が十分な専門家であるという認定を誰がするのかという問題、常識・経験が先の第一・第二の知識のコンフリクトすることもありうる。

解釈型においては、特に第一・第二の知識が中心となり、常識や経験に基づく知識というのは比較的少ない。むしろ、計測器を通じての取得したデータが連続的であるため、閾値を問題によってどのように設定するのが問題となる。

この様な点は、解釈型以外にも共通することであるが、特に解釈型システムにおいては、充分考慮しておかなければならない。

知識源としては他のシステムと同様、エキスパートとよばれる専門家・技術者やテキスト・マニュアル等が挙げられるが、システムに知識を取り込むにあたっては、先に挙げた知識の分類に注意するとともに、エキスパートを知識源とした時にエキスパートとしての経験量の多少・経験の深さ等を考慮して整理し、体系化するとともに、エキスパートのもつクセ（ある一面に強く、別の面に弱いという偏りや重複等）に留意し、獲得した時の適用範囲の限界性を見極めなければならない。

解釈型システムにおける知識は、データや情報が複雑多岐にわたるため、知識獲得過程で見落されがちになる可能性がある。そのため知識の管理では、システム自身がデータや結論を比較・分析し、評価し、新しい知識として生成システムに取り込んでいき、既知識と結合・体系化されることが望まれる。

1. 1. 3 解釈システムにおける知識獲得のニーズ

対象とする問題が比較的単純で論理性が高い場合、知識の獲得も自動化することはある程度可能であろう。しかし、所謂エキスパートといわれる専門家や熟練者からの

知識の獲得は、論理性に欠く場合があり、ヒューリスティックな学習機能のできる獲得機構をそなえた自動化はやや困難であり、せいぜい半自動化システムが妥当であろう。

知識を追加したり、修正・拡張や知識ベースの生成、確認、テストが容易に行える対話型知識ベース管理機構が望まれる。また、知識ベースは最少限の知識ないしは、後日あまり修正されないようなものに限定し、この中に知識ベース化しておくことも考えられる。例えば推論を制御するための知識（判断規則）を知識ベースとし、これとは別に専門家の知識をはじめとした事実関係を明確にした知識データベースに表現しておくことも考えられる。この様にしておくことにより、知識の修正や追加等はこのデータベースのみの修正ですむようになる。知識ベース管理システムは、知識ベースシステムや知識データベースの両方を管理する機構として機能する必要がある。

しかし、解釈型システムでは結論が与えられても、その客観性を実証できないので判断規則を用いたりすることにより、推論過程の説明がシステム内でできるようにしておく必要がある。

望まれるシステムとして、次の様な点が挙げられる。

- ・知識表現の道具の充実
- ・知識の抽出がされた後に、どの様な知識が不足しているかを明示できる。
- ・マシンとの学習徒弟システム：少しの経験をもつ専門家のインタプリターとシステムインタプリターとが会話形式で知識を抽出し新しいルールを構築していく。
- ・専門家が利用する場合、独自のインタプリテーションができるよにしておき、マシンによる結果と比較対照できる。
- ・ユーザーが解析の適当な段階で自発的に情報をシステムに与えられる。
情報が許されるならば、専門家がシステムと対話しながら、自分のもっている知識・情報を利用しながら解釈でき、更に付加情報として新しい知識として知識ベースに組み込んでいく。
- ・オンラインシステムにより入力されてくるデータが変化していく時、その様子をシミュレートして、時間変化に対応できることが可能であるようにする。
双方向推論ができる柔軟性の高いシステム。

〔参考文献〕

- [小林 86] 富士通韓国国際情報社会科学研究所編。"知識システム方法論"
夏期シンポジウム報告書.5-27.
- [石塚 86] 富士通韓国国際情報社会科学研究所編。"知識システム方法論"
夏期シンポジウム報告書.139-27.
- [Smith,R.G.and R.L.Yoyng 84] Smith,R.G. and R.L.Yoyng
"The Design ofthe Dimeter Advisor System"
- [ICOT 85] "エキスパートシステムにおける知識獲得の様相"
- [上野 85] "知識工学入門。" オーム社.208。

1. 2 診断型知識システムのニーズ分析

1. 2. 1 診断システムの開発動向

1984年頃から始まった日本のAI（人工知能）ブームも、企業を中心にいよいよ実用システムの開発時期を迎えたと言える。その背景には、高度情報社会を迎え、企業はその急激な環境変化に対応するため、

- a) 既存業務やサービスの高度化による市場競争力の強化
- b) より新しい商品やサービスの創出による新規市場の開拓
- c) 業務の効率化、高度化による生産性の向上

などが大きな課題となってきた。このような課題を解決するための核となるものが情報システムであると考えられ、その中でAI技術、とくにエキスパートシステムは情報のより高度な利用を可能とする技術として期待されている。

日本におけるエキスパートシステムの開発が本格的に取り組み始められたのは、図1. 2-1に示すように、1984年頃からである。したがって、これまでに開発されたエキスパートシステムの大半はプロトタイプシステムであり、実用システムの例は非常に少ない。しかし、日本においては企業ベースで開発が進められており、実用レベルの出現も近いと考えられる。

また、開発されたエキスパートシステムのタイプ（図1. 2-2参照）としては、診断型システムと設計型システムが大半であり、教育や制御型エキスパートシステムは少ない。最近の傾向としては、エキスパートシステムの開発の中心は、診断型から設計型へとシフトしてきている。

一方、エキスパートシェル（エキスパートシステムの構築支援ツール）の動向としては、当初プロダクションシステムのみをサポートしたものから、現在は複数の知識表現形式をサポートしたマルチパラダイム型のシェルが主流となっている。開発環境としては、当初汎用コンピュータやAI専用マシンが主流であったが、現在ではワークステーションやパーソナルコンピュータ上にも開発環境が整備され、より安価な環境でもエキスパートシステムの開発が可能となってきた。

日本におけるエキスパートシステムの開発の現状としては、プロトタイプシステムの開発経験もほぼ一巡するとともに技術蓄積も進み、開発環境もほぼ整備され、今後さまざまな分野の実用システムの開発に拍車がかかるものと予想される。

1. 2. 2 診断向きシステム構築ツールの現状と課題

エキスパートシステムは、図1. 2-3に示すように、知識ベースと推論機構と知識ベース管理機構とから構成されており、ある特定の分野の専門家の知識に基づいて構築された知識ベースを推論機構が解釈し推論することによって問題解決を支援するためのシステムである。このようなエキスパートシステムを構築するために必要な技術は、三つに分類できる。

- a) 知識獲得 問題解決に関連する知識の獲得と獲得した知識の維持管理に関する技術。
- b) 知識表現 与えられた問題を解決するために必要な知識をどのような構造と形式で表記するかを決定する技術。
- c) 知識利用 定められた構造と形式にしたがって表現された知識を利用して、いかに問題解決するか、推論方式や知識の探索方式に関する技術。

上記の三つのうち、ある程度確立した技術が存在するのは「知識表現」と「知識利用」であるが、専門家の知識を獲得する「知識獲得」に関しては、明確な方法論も、また実用に耐えうるツールも現状では存在せず重要な課題である。

a) 知識獲得

現状のエキスパートシステムの開発は、専門家と知識獲得作業を行う知識工学者 (Knowledge Engineer) との協同作業で通常行っている。すなわち、ヒアリング等によって知識工学者は専門家の知識を抽出し、それを知識表現し知識ベースに格納する。このようにして得られた専門家の知識は、システムをより高度化するためには環境変化に対応するために、常に更新・追加されて行く必要がある。したがって、システム完成後においても専門家と知識工学者は必要となる。そのため知識の自動獲得および自動的な知識ベースの維持管理機構の実現が大きな課題である。

b) 知識表現と知識利用

一般にプログラムとして記述される内容すなわち知識は、図1. 2-4に示すように、「データ」、「演算」と、「制御」に分けることが可能である。当然ながら、機械語による表現レベルでははっきりした区別は消滅している。また、Fortran や Cobol など従来の手続き型言語ではデータは分離しているが、演算と制御に関しては必ずしも分離しているとは言えない。これに対して、エキスパート・システムはこれらの知識の記述を可能な限り分離しているところに特徴がある。

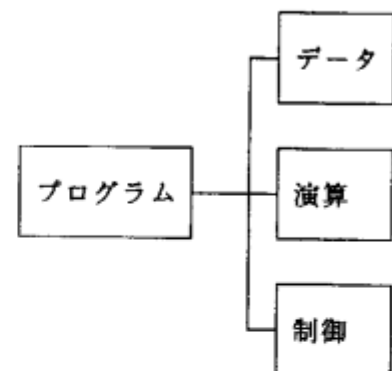


図1. 2-4 プログラムの記述

エキスパートシステムこのような記述を可能にするために様々な知識表現方式が考えら

れている。代表的なものとしては、プロダクションシステム、フレーム、意味ネットワーク、論理などがあり、オブジェクト指向も近年知識表現言語として扱われている。これらの表現形式に対応して、推論方式も様々なものがある。プロダクションシステムに対応する推論方式には、前向き推論や後向き推論、また縦型探索や横型探索がある。フレーム型知識表現には、属性の継承やデフォルト推論と言った推論方式がある。さらに、人間のあいまい性を持った知識を扱うために、確信度 (Certainty Factor) やファジィ理論などの不確実さを伴う推論がある。特に研究段階の推論方式としては、常識推論、定性推論、類推、帰納推論、非単調推論などがある。

c) エキスパートシステムの知識表現の変遷

エキスパートシステムの知識表現方法には、先に述べたように様々なものが提案されている。ここでは、実際に開発されたエキスパートシステムにおいて、どのように知識表現が変遷してきたかを述べる。

初期のエキスパートシステムでは、プロダクション・システムを採用しているものが多い。これは、宣言的なルール形式で知識を表記しさえすれば、ツールがデータを作業記憶に自動的に展開して、ツールが推論することによって解を求めることができる。したがって、数百ルール以下の規模のシステムでは、プログラムの分かり易さも保守性も良く、デバッグも簡単であると言える。

しかしながら、ルールの数が1,000以上の必要と考えられる実用システムの場合、明確な制御の表現がないためシステムの振る舞いが不透明になり、極めてデバッグが困難になる。HOWとかWHY機能と言った、ルールの探索と実行の履歴を表示・説明する程度では、デバッグは不可能に近いと考えられる。

また、ルールは独立な専門的知識や経験から構成されている訳ではなく互いに高度に依存しているため、新しいルールの追加や修正は必ずしも簡単とは言えない。さらに知識ベース上のルールを毎回探索するため効率も非常に悪く、対象とするエキスパートシステムもある程度診断型に限定されると考えられる。

現在、開発されているエキスパートシステムは、マルチパラダイム型の表現形式が主流になっている。これは、純粹のプロダクションシステムの限界を踏まえ、問題固有の解決戦略(制御)の記述の必要性、デバッグの困難さの解消、スケジューリング問題等への対象領域の拡大、機械部品などの構造化されたデータの記述、金利計算などの手続き的知識の記述の必要性など、実用的に対応するためのものである。一般的な傾向としては、次のように考えられる。

・マルチパラダイム化

ルール型の知識表現のみでなく、フレームや論理型など複数の知識表現をサポートし、また手続き型の知識の表現も可能にしている。

- ルールのモジュール化

関連するルールをグループにして管理し、モジュールの制御の記述を可能にしている。

このように現在のエキスパートシステムは、当初のシステムと比べて、手続き的処理を導入したことと、ルールをモジュール化したことにより、プロダクションシステムで実現された「制御」と「演算」の分離が少し不明確になり、そのため表現の透明性がある程度犠牲になってしまったと言える。

しかしながら、マルチパラダイム型はその適用範囲を設計問題や計画問題にまで拡大し、大規模システムの構築が可能になり、実用システムの開発をより容易にしたと考えられる。

d) 構築ツールの動向

エキスパートシステム構築用ツールは、図1. 2-3に示すように知識表現方式を提供し、エキスパートシステムの構築を支援するとともに、構築された知識ベースを解釈し推論するための機能を持ったツールである。一般に、このようなツールはエキスパートシステムの開発の中から発展してきている。すなわち、MYCIN からEMYCINが作られたように、開発されたエキスパートシステムの知識ベースからその特定分野の知識のみを取り除き、対象分野に依存しない枠組みをツールとして利用し、発展してきた。このようなツールを利用することによって、図1. 2-5に示す代表的なエキスパートシステムの開発期間マンパワーの変遷からも明らかなように、エキスパートシステムを非常に効率良く開発することが可能である。

最近のツールは、プロダクションシステムを必ずその知識表現に採用するとともに、フレームやオブジェクト指向、論理表現、さらに手続きの表現も提供し、マルチパラダイム化しており、開発対象分野の拡大や大規模エキスパートシステムの開発を可能にしたと言える。

しかしながら、現状のツールは実用化への対応へ向けて、以下のような課題がある。

- 分野別ツールと知識獲得支援

エキスパートシステムの開発において、同じ分野の問題（例えば、診断問題）では共通の知識構造と推論方式を使用できると考えらる。そこで、分野毎にその推論モデルをパターン化しツールに組み込むことによって、専門知識を与えるだけで、エキスパートシステムを容易に開発することが可能になる。

さらに、推論モデルが決まれば、現在エキスパートシステムの開発のボトルネックの一つとなっている知識獲得の支援機能を実現する。

- マンマシンインタフェース

エキスパートシステムの利用者や開発に携わる専門家は、AIやコンピュータの非専門であることが多く、優れたマンマシン・インタフェースが必須である。今後は、ビット

マップ・ディスプレイやマルチウィンドといった環境下での、自然言語あるいは制限文法下での日本語による知識表現、簡単なグラフィックスの作成・表示機能は必須となる。

- ・既存ソフトウェアとの連携

既存のデータベースシステムやCADシステムなどとの、よりスムーズな連携機能は、実用的かつ効率的なエキスパートシステムを実現するためには必須である。

- ・展開システム

現在のツールは、実行時にも開発時と同じ環境を必要とするものが多い。今後開発されたエキスパートシステムを多数の部門で利用する場合や知識ベース自体を商品として販売する場合に対応するために、よりコンパクトで廉価な環境で実行できる展開システムの機能が必要である。

1. 2. 3 診断における知識獲得のニーズ

知識獲得をより容易にするためには、知識獲得ツールが必須である。ここでは、知識獲得ツールに必要と考えられる機能を示す。

①専門家の知識整理支援

②マンマシン・インタフェース

- ・グラフ、表、イメージによる表現
- ・一括入力
- ・調査項目の先取り

③知識ベースの検証支援機能

④あいまい性の導入支援

図1.2-1 エキスパートシステムの現状(日本)

西暦年	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991
開発 レベル	デモ用プロトタイプシステム							
	検証用/実証用プロトタイプシステム							
	実用/商用システム							
適用 分野	診断型エキスパートシステム							
	設計型エキスパートシステム							
	制御型エキスパートシステム 教育型エキスパートシステム							
適用 シエル	プロダクション型シエル							
	マルチパラダイム型シエル							
	分野別シエル							

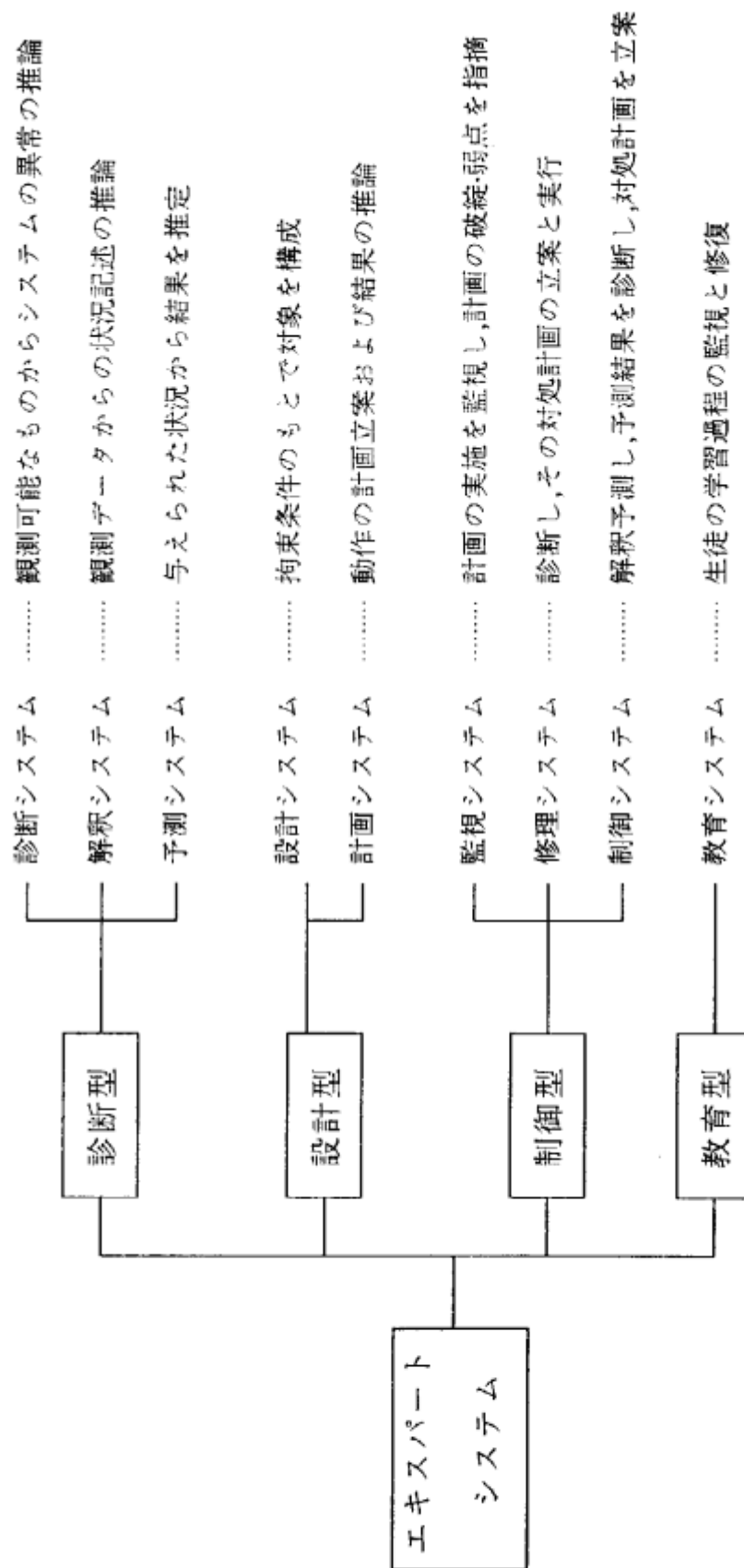
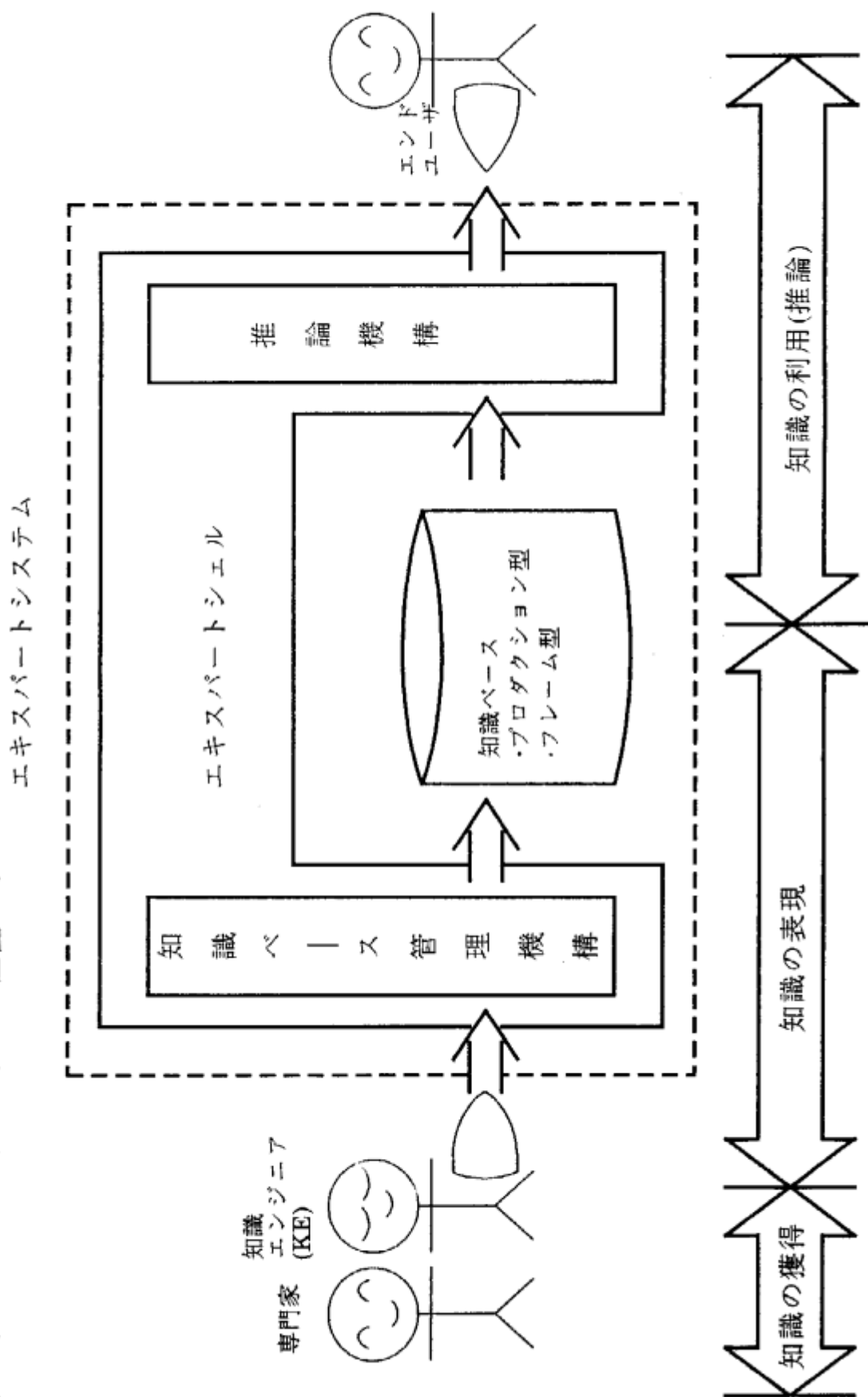


図1.2-2 エキスパートシステムの適用分野(3)

図1.2-3 エキスパートシステムの位置づけ



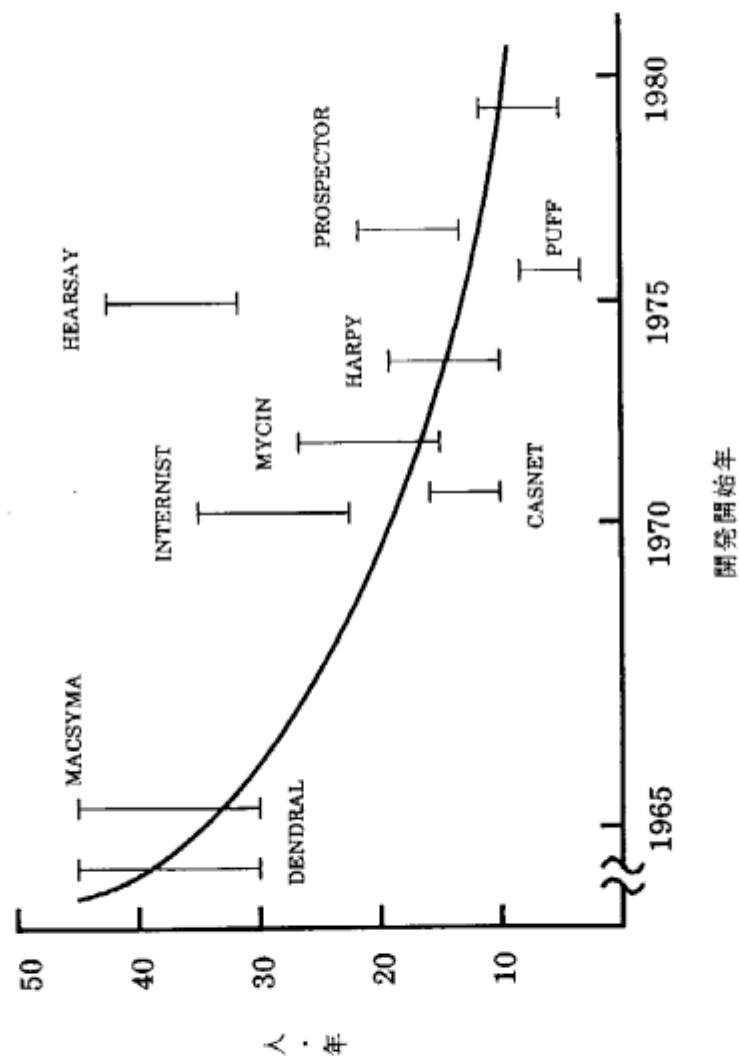


図1.2-5 エキスパートシステムの開発期間

1. 3 制御型知識システムのニーズ分析

1. 3. 1 制御システムの開発動向

産業プラントや大規模システムの制御に知識工学を応用する場合、制御対象や制御目的によって多種のシステムが考えられる。制御対象を一定の望ましい状態に保とうとする一種の定値制御、製品を製造するために時々刻々制御対象を適切な状態に変化させる追従制御、外部の急激な変化に応じて制御器自身が制御則を適切に変更しながら制御する適応制御などがある。これらは、制御理論によって、良い制御器が設計できることも少なくないが、プラントの応答が複雑で状態方程式などの数式モデルが得にくい場合、大規模システムであるために簡単に制御器を設計できない場合、制御対象の非線形性が強く、また時間遅れが大きい場合などは、操作員のヒューリスティックスを生かした知識システムの応用が効果的である。

また、F A制御のような事象駆動型システムのスケジューリングや、監視制御などで探索空間の広い組み合わせ問題を内包した制御システムも良い応用分野である。

制御型知識システムでは、上記の他に制御に要求される応答速度もシステム開発上の大きな要因となる。従来、操作員が経験や操作マニュアルにしたがって制御していた分単位のゆっくりとした操作を代行しようとするのか、リレーやシーケンサでロジック化して制御していた秒単位の高速な操作を知識システムに置き換えようとするかによって自と知識システムの性質が異なる。

非線形性が強く時間遅れの大きい制御系の例としては、高炉の制御がある。高炉の制御は、温度、圧力、ガス成分などの数百以上のセンサデータをオンラインで収集し、プロセスモデルによる炉況解析と併せて経験的に炉内状況を診断予知した後、炉熱のレベルその変動を推論して、炉内の状況を安定に維持する制御システムであり、数分から数十分毎に診断と制御が実行される。この炉熱制御システムはオンライン総合テストの段階にある〔岩本 87〕、〔湯井 87〕。

離散型事象駆動システムの例としてはF Aへの応用がある。生産、搬送、在庫管理などのスケジューリングやシーケンス制御の問題をルール型で記述することにより、制御システムの改変性と保守性を向上して、制御システムの柔軟性を高めようとするもので、既に実用システムが稼働している〔都島 85〕。

監視制御の例としては、電力系統の復旧制御がある。大規模システムがとりうる状態には、(1) 停止状態、(2) 正常運転状態、(3) 異常状態、(4) 緊急避難状態があり、(1)、(2)、(4) についてはリレーやシーケンス制御、フィードバック制御による制御システムが実現されている。しかし (3) の異常状態から正常状態への復旧制御は、操作員の経験的制御に頼る部分が多く、知識システムの構成が大きく変わるため、制

御機能をアルゴリズム化しにくく、これを克服する手段として操作員の保有するヒューリスティックスを知識システム化している。復旧制御は事故状況を認識、診断するための事故設備判定と、システムを正常状態に復帰するための操作手順の生成から成るが、前者はフィールドテストの段階、後者は実用化に向けての研究段階にある〔阪口 83〕、〔飯永 86〕。以上は、応用分野から見た開発状況の一例であるが、また一方では、制御向きのエキスパートシェルの開発も進められている。

On-line 制御システムに特有な機能を盛り込んだシェルとして P I C O N がある〔Moore 84〕。このシェルでは、入力データ処理のインタバルやルールの実行タイミングを制御するモジュールが用意されている。また大量の入力データを高速処理するためにデータ処理モジュールは汎用マイクロプロセッサ、推論制御のための知識処理はリスプロセッサで分担している。

他には、シーケンスロジック制御などの従来制御と知識システム制御を複合して、マイクロコンピュータ上で高速に推論制御することを目指したエキスパートシェルもある〔Wright 86〕。このシェルでは、大型計算機上で英語風のルール技術を用いた知識ベースを開発した後、コンパイルしてコンパクト化したルールをマイクロコンピュータ上で走らせようとするもので、設計目標は 512k メモリのマイクロコンピュータで 5000 ルールを実装し、10 から 100ms の応答時間を実現することにある。現在はプロトタイプシステムが稼働している。

以上述べた様に、制御型知識システムの分野では、制御対象の数式モデルが得にくいシステム、事象駆動型のシステム、制御則が組み合わせ問題となるシステムなどで知識システムの開発が進みつつある。また、制御向きのエキスパートシェルも開発されている〔安部 86〕。

1. 3. 2 制御問題の特徴分析

図 1. 3-1 のフィードバックモデルで制御問題の特徴を分析する。制御システムとは、制御対象の状態を示す多数のデータを計測し、これを処理して制御対象の状況を診断、把握した後、ヒューリスティックな、あるいはアルゴリズム的な知識に裏付けられた制御則にしたがって制御操作を行い、制御対象を望ましい状態にするシステムである。従って制御問題における知識には、

- (1) on-line 計測データに含まれるデータ誤りの補正問題、特徴パラメータの抽出処理、時系列のデータ解釈などのデータ処理に関する知識。
- (2) 上記で得られたデータから制御対象に生じつつある現象や事故原因などを推定し、診断するための知識。
- (3) 診断結果に基づいて制御対象を目標状態に保つ、あるいは遷移させるための制

御操作を生成する知識。

(4) 制御操作が期待通りの効果を発揮していることを検証する知識

などがあると考えられる。制御則に関する知識には、事前に想定されたあらゆる状況に対処するためのルール集合を集めた、一種のエピソード記憶型の知識と、制御対象の動きを定性的に推論することにより、状況に応じて適切な制御操作を推論する定性推論型の知識があると考えられる。

制御システムは他のシステムと異なり、制御対象に *on-line* で能動的に働きかけるシステムであるために、知識の検証や妥当性に対する要求が厳しいことも一つの特徴であろう。同様に、*on-line* 制御システムとして見た場合には、イベント発生時の割り込み処理に関する知識が不可欠であるし、さらに制御に要求される実時間性のレベルに応じた高速処理機能も問題となる。これらについては制御用エキスパートシェルの機能に反映されなければならない。

1. 3. 3 制御システムにおける知識獲得のニーズ

知識獲得のニーズは、制御システムの知識の構造に依存するところが大きい。計測データのデータ処理一貫として特徴パラメータを抽出する場合には、知識獲得よりもむしろパターン認識の技法が効果を発揮するであろうし、データに内在する不確実性に対してはファジー推論のための知識を獲得する必要があるかも知れない。制御対象の状態を診断する知識には、診断木を用いる方法と仮説推論による方法がある。診断木型の知識についてはMORE [Kahn 85] やMOLEに見られる様に知識獲得の方法論の整備が進んでいるが、仮説推論については今後の研究に負う所が大きい。

制御対象を操作するための推論モデルのうち、状況依存型のルール集合を用いる場合には、操作員の経験知識をルールベース化することになり、これを体系立てて知識獲得する効率の良い方法が望まれる。このとき、インタビュー方式では主として原理的、概念的な知識が得られるのに対して、現実の操作環境下で得られる知識は定量的で一見すると前者の知識とは異なるように見えることもある[Wright 86]。これらの知識を収集し、一貫した知識として体系付ける手法の開発が望まれる。

最後に、制御知識の検証の問題であるが、知識ベースの無矛盾性、一貫性に関する理論的研究は、ICOTを中心として行われている[國藤 85]。また、シーケンスロジック制御のルール型記述システムでは、制御論理の合理制をチェックする方法も提案されている[都島 85]。以上、制御型知識システムと制御向きエキスパートシェルの開発動向、制御型知識システムの構造とその特徴、知識の構造に依存した知識獲得のニーズなどについて述べた。

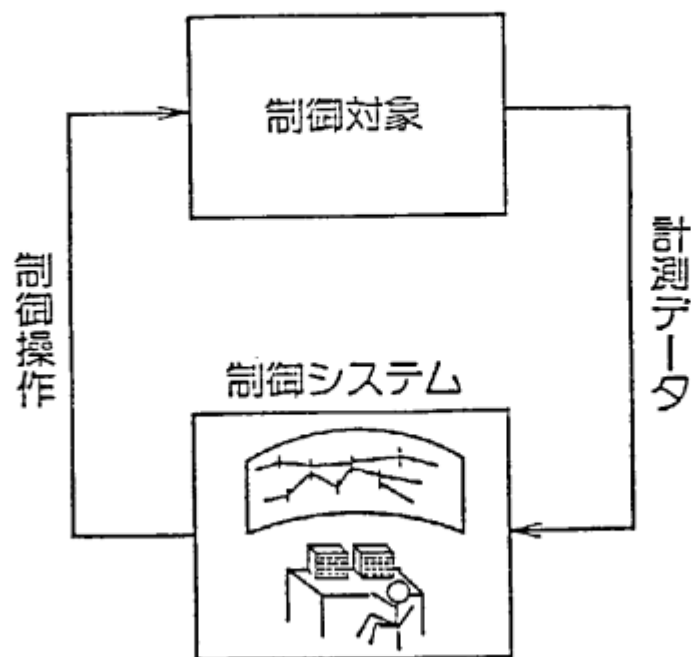


図1. 3-1 制御システムの概念図

〔参考文献〕

- 〔安部 86〕 安部、滝、エキスパートシステム入門、共立出版、昭和61年12月。
- 〔飯永 86〕 飯永、和田、石川、島田、知識工学応用による系統事故判定・復旧支援システム、東芝レビュー、41巻11号、963-966 頁、1986。
- 〔岩本 87〕 岩本、角崎、橋本、エキスパートシステムの高炉操業への応用、電気学会中国支部第4回セミナー、知識情報処理と産業応用、1987年 2月。
- 〔Kahn 85〕 Kahn, G., Nowlan, S., and McDermott, J.: MORE: An Intelligent Knowledge Acquisition Tools, IJCAI-85, pp.581-584, 1985.
- 〔小林 85〕 小林、知識工学の基礎と応用〔第6回〕、計測と制御, vol.24.No.9, pp.833-840,1985.
- 〔國藤85〕 國藤、北上、宮地、古川、知識工学の基礎と応用〔第4回〕、計測と制

- 御、vol.24No6,1985.
- [Moor 84] Moore, R.L., Hawkinson, L.B., Knickerbocker, C.G., and Churchman, L.M., A Real-Time Expert System For Process Control, Proceedings of Conference on AI Application, Denver, Dec. 1984.
- [阪口 83] 阪口、知識工学の電力系統制御への応用、電気学会誌209-13頁、103 巻 3号、昭和58年 3月。
- [都島 85] 都島、田代、鹿田、馬場、高倉、流れ作業ライン制御へのルール型制御方式の適用、計測自動制御学会論文集、vol.21.No.10、昭和60年10月。
- [Wright 86] Wright, M.L., Green, W.M., Fiegl, G., and Cross, P.F., An Expert System for Real-Time Control, IEEE Software, pp.16-24, March, 1986.
- [湯井 87] 湯井、西川、渡辺、天野、財分、中森、高炉プロセス操業監視支援における知識システムの適用、計測自動制御学会、第5回知識工学シンポジウム、昭和62年 3月。

2. 知識獲得のシース分析

2. 1 仮説推論から知識獲得への接近

2. 1. 1 概要

本節では、高次推論技術の知識獲得への応用という観点から仮説推論を取り上げ、その知識獲得への基本的枠組みを提案・考察する。まず知識獲得支援システムの技術的ニーズ〔小林 86〕として最近注目されている仮説推論〔國藤 86a〕の理論的枠組みを明らかにする。また仮説推論が解析型知識システムのみならず合成型知識システムの枠組みをも与えることを、診断型知識システムあるいは設計型知識システム向き仮説推論システムの研究事例を通して明らかにする。ついで、仮説推論の知識獲得支援システムとの関連について提案し、仮説推論の解析型／合成型知識獲得支援システムへの適用について考察する。ここに、合成型知識システムの仮説 (hypothesis) は假定 (assumption) と呼ばれることもある。

2. 1. 2 仮説推論

パスによって指摘されているように一般に仮説生成とは経験的知識である観測事実“O”と一般的知識である既知の公理“ $H \vdash O$ ”（ただし“ $\vdash$ ”は証明可能を意味する）とから、未知の知識である仮説“H”を推測する記号処理過程である。すなわち、仮説生成を一階述語論理の用語法を用いて直観的に説明すると、次のような推論図式となる。

$$O \quad (1)$$

$$\frac{H \vdash O}{H} \quad (2)$$

$$H \quad (3)$$

この推論図式を一階述語論理枠組みの中で形式的に理解しようとしたのが、仮説推論の枠組みである。仮説推論では図3.1-1に見られるように、与えられた観測事実の集合“H”の部分集合の基礎例集合から適切に選択していく。すなわち仮説推論とは、次のような推論図式〔國藤 86a〕のことである。

O、H、Fを一階述語論理の節で表現された互いに独立な観測事実集合、前もって与えられた可能な仮説集合、およびその問題を解くのに利用可能な既知の知識集合とする。ここに“ $F + H \not\vdash \square$ ”（ただし“ $\not\vdash$ ”は証明不可能を、“ $\square$ ”は矛盾を、“ $+$ ”は和集合を意味する）とは限らない。“ $F + H \vdash \square$ ”の場合の仮説推論図式は、いわゆる暗黙推論の推論図式を意味し、非単調推論ではむしろこの場合に関心がある。

このとき、「仮説hが観測事実集合Oを説明可能である」とは、次の場合、しかも

その場合に限る。

① $F \not\models O$ (ただし $F \models \square$) かつ (4)

② 与えられた H に対して、適切な部分集合 H' が存在し、しかも θ を H' に対する代入で基礎例を生成するものとするとき、次のような h が存在する。

$h = H' \vdash \theta$ 、 $H' \subseteq H$ 、 $F + h \vdash O$ (5)

(ただし $F + h \models \square$)

ここに " $\subseteq$ " は部分集合を意味する。式(4)は(無矛盾な)既知の知識集合 F のみからは観測集合 O が証明できないことを意味する。また式(5)は理論 h を、仮説集合の H の部分集合 H' の基礎例から適切に選べば、(無矛盾な) F と h との和集合から O が証明できることを意味する。

上述の仮説推論の枠組みに対して、次のような問題が國藤ら〔國藤 86a〕によって提起された。

- (a) 無矛盾性管理問題：知識ベース $KB (= F + h)$ の無矛盾性をどのようにして辞していくか。ここに " $=$ " は " $\rightarrow$ かつ $\leftarrow$ " の意味である。
- (b) 仮説選択問題：可能な仮説集合 H から適切な仮説 h を選択する仮説選択の評価基準は何なのか。
- (c) 仮説同定問題：複数の仮説が選択されるとき、新たな観測事実の集合 O' を用いて、単一の仮説を絞り込むための評価基準は何なのか。
- (d) 競合仮説解消問題：(b)、(c) の評価基準にもかかわらず複数の競合する仮説が生成されるとき、そのどちらをも採用するかを決定するための評価基準は何なのか。
- (e) 帰納推論問題：そもそも観測事実集合 O との既知の知識集合 f との対応付けをどのようにして発見していくか。

このような問題提起に対する部分的解答が、文献〔國藤 86b〕に与えられている。

2. 1. 3 分析型知識システムへの適用

仮説推論を分析型知識システムの一つである診断型知識システムに適用したものに、Poole らの Theorist〔Poole 85,86〕や國藤らの仮説選定システム〔國藤 86b〕がある。

Theoristでは、一階述語論理のモデル理論を基底において、人間が科学的理論を構築するのと同じようなやり方で、診断型知識システムにおける暗黙推論の諸問題を考える。すなわち $\langle vff \rangle$ を一階述語論理の well formed formula とするとき、" $\langle vff \rangle$ " という知識表現で既知の事実を " $\langle \text{list-of-variables} \rangle$ ASSUMEの前に

出現する変数に対して値の代入されたwffのことを暗黙式の例と呼ぶ。Theoristにおいては、上述のO、H、Fに対して、それぞれ観測事実集合、与えられた暗黙式の集合、与えられた事実の集合Fを割当てて。従って、Theoristは典型的な仮説推論システムとなっている。Theoristにおいては、最も優れた説明を見出すのに、Prologでインプリメントされた標準的な一階述語論理の定理証明機を使用している。Theoristでは、ゴールの説明可能性判定、暗黙式同士のより特殊かどうかの判定、および知識ベースの無矛盾性という三つのフェーズで定理証明機が使われている。このことは暗黙推論システムを操作するのに、一階述語論理での証明機が適切であることを実証している。Theorist 研究に刺激を受けて、國藤ら〔國藤 86b〕は前頁の仮説推論の枠組みにかなり忠実に、図3.1-2で示されるような問題(b)と(c)を解決するための仮説選定機構を実現した。本機構の特徴は、“(1) 既知の知識集合Fや可能な仮説集合Hにis_a 関係に基づくフレーム構造型知識表現を導入し、平坦な知識表現に基づく場合よりも性能の改良；(2) フレーム構造型知識表現にとって自然な評価基準を用いて、仮説を順次選択する機構の導入；(3) 現実世界で新たに追加観測すべき事実を次々に提示し、ユーザーからの“はい/いいえ”の答をもとに、考えられる複数の仮説を単一のものに合理的に絞り込むための評価基準の明確化；(4) 説明プロセスに例外知識機構を導入し、探索空間を絞り込む矛盾型メタ知識の利用可能性の実証”の四点にある。

2. 1. 4 合成型知識システムへの適用

仮説推論を合成型知識システム的一种である設計型知識システムに適用したものに、FingerらRESIDUE〔Finger 85〕がある。ここでは、ロボットのプランニング、回路設計、回路のパラメータ設計、およびプログラムの合成といった問題を解決する演繹的な設計の合成という考えに基づく設計システムRESIDUEについて述べる。

RESIDUE アプローチでは、設計問題を与えられた設計目標に対するRESIDUEを見出すことによって解決する。RESIDUEにおいては、上述のO、H、Fにたいして、それぞれ設計目標、与えられた假定可能な規則の集合、与えられた初期世界のモデルとなる事実集合Fを割当てて。ここに、設計者はを（RESIDUE と呼ばれる）前述のhを真とすることができる”というのが設計問題“特徴付けている。設計者がhを実装できる。（設計できる！）という制約を除いて、RESIDUE も典型的な仮説推論システムとなっている。設計に関して有用な情報を得るには、証明の結果のみならず証明のプロセスから必要な情報を抽出する必要がある。そのために、Hのどの知識を利用したかを保存する修正された分解証明法を用いる。

設計問題の特徴は、設計者が假定可能な命題集合からなる探索空間が膨大になるこ

とである。設計の中間段階では、その探索空間が最終設計の空間を含まないばかりか、考えられない程大きくなることもある。このような問題意識が、RESIDUE アプローチ開発の必要性を動機づけ、制約条件の伝播という探索空間刈り込みのための基本概念を導入し、アサートされた制約条件集合と無矛盾な設計を生成する。RESIDUE アプローチは伝統的アプローチより、平均的な探索空間のサイズが小さく、設計に関する部分的情報を表現するのに優れている。なお制約条件の伝播はメタ知識の導入による探索空間の刈り込みともみなせる。設計問題においては、その特質上、この種のヒューリスティックスの導入が必須である。

なお仮説推論を、解析型／分析型の知識システムへ適用した場合の比較表を表3.1-1に示す。両者の特質をじっくり把握されたい。一般に解析型知識システムに比し、合成型知識システムの場合、その方法論の整備やそれ向きの知識獲得支援システムの構築が遅れている。従って、当面の目標は合成型知識システムの方法論を確立し、ついでそれ向きの知識獲得支援システムを構築することであろう。

2. 1. 5 知識獲得支援システムとの関係

仮説推論に関する課題(a)～(f)のうち、I C O Tでは、すでに(a)、(d)～(f)に関する研究を部分的に含む知識獲得支援のための基礎技術として、知識同化・調節機構〔國藤 85〕やトランザクション管理機構〔北上 85〕を実現してきた。ここではそれらの諸機構と仮説推論との関連を、図3.1-3に示す。図3.1-3の各機構は、問題(a)、(d)～(f)の一部を解決するために導入された。すなわち、問題(a)を解決支援するためには無矛盾性管理機構が必要であり、また問題(b)～(f)を解決支援するためには、与えられた問題向けの各種の知識調節機構の実現が必要である。ここに従来行なっていた知識同化機構〔國藤 85〕は、現実世界からの知識(規則や事実)を人間というフィルタを経由して取り出し、それが正しいと仮定し、既知の知識ベースFに無矛盾かつ系統的に挿入する過程の管理機構として実現される。当然のことながら知識同化機構はその一部として無矛盾性管理機構を包含し、後者はしばしば矛盾型メタ知識と呼ばれるメタ知識ベースを用いた管理されている。また知識調節機構〔國藤 85〕は世界から与えられる観測された事実が正しいと仮定し、それを説明する仮説を帰納推論アルゴリズムによって自動構築していく過程の管理機構として実現されてきた。さらにトランザクション管理機構〔北上 85〕は人間というフィルタ経由の外から与えられた知識(規則や事実)が正しいと仮定し、それを知識同化機構を通してFに挿入するとき、その知識に関連するトリガ型メタ知識と呼ばれるデーモンが起動され、それに伴い知識調節機構が稼動しFが別のF'に更新される過程の管理機構として実現される。そこにおいては、あるトランザクションという単位での同化

と調節の機構が同時に働くことが要請させる。以上述べたように、仮説推論は知識同化・調節機構やトランザクション管理機構といった知識獲得支援機構と密接な関連を持つ。

最後に、仮説推論の解析型／合成型知識獲得支援システムへの適用について考察する。

まず解析型知識システムの場合、次のような知識獲得支援機構を付与することが重要と考えられる。

- ① 観測事実集合Oの説明に成功した可能仮説集合Hの一部・既知の知識集合Fに組み込み、可能仮説を既知知識へプルアップする機構の導入
- ② 正の観測事実と負の観測事実のそれぞれから可能仮説集合Hやメタ知識集合へと一般化する機構の導入
- ③ Oそのものに順序関係を導入し、推論のスピードアップを計ること
- ④ HやF内に選好順序関係や確信度といった情報構造を導入し、それに応じた知識獲得支援機構の構築
- ⑤ 確率的帰納推論や近似推論のような別種の学習スキーマを用意し、そのスキーマに合った知識獲得支援機構を再構築すること

他方、設計型知識システムの場合、次のような知識獲得支援機構を付与することが重要と考えられる。

- ① 設計目標集合Oの説明に成功した設計可能集合Hの一部を世界モデル集合Fに組み込み、設計仮説をFへプルアップする。
- ② 設計問題特有の巨大なHを刈り込むための制約集合の知識獲得
- ③ Oそのもの（仕様！）を分かり易く、例えば自然言語で仕様記述することを可能にする機構の導入
- ④ HやFに問題特有の構造を導入し、それに応じた知識獲得支援機構の構築
- ⑤ ユーザの直感を明確化するのに役立つインタフェース等を用意し、それらを用いユーザの使い易い知識獲得支援機構を再構築すること

〔参考文献〕

- 〔Finger 85〕 Finger, J.J. and Genesereth, M.R.: RESIDUE- A Deductive Approach to Design Synthesis, Stanford HPP Memo hpp-85-1, Jan. 1985.
- 〔北上 85〕 北上 始、國藤 進、宮地 泰造、古川康一、論理プログラミング言語Prologによる知識ベース管理システム、情報処理、vol.28 No.11,1985
- 〔小林 86〕 小林重信：知識システム方法論の確立に向けて、知識システム方法

- 論夏期シンポジウム報告書、富士通・国際研、昭和61年 9月
- [國藤 85] 國藤 進、北上、 始、宮地 泰造、古川 健一、知識工学の基礎と応用〔第4回〕－Prologにおける知識ベースの管理－、計測と制御、vol.24 No.6,1985.
- [國藤 86a] 國藤 進、古川 健一：学習システム研究の現状と課題、計測と制御、vol.25.No.9,1986年 9月
- [國藤 86b] 國藤 進、鶴巻 宏治、古川 健一：仮説選定機構の一実現法、人工知能学会誌、vol.1 No.2,1986 年12月.
- [Poole 85] Poole, D., Aleliunas, R. and Goebel, R.: Theorist : a logical reasoning system for defaults and diagnosis, submitted as a chapter in the volume Knowledge Representation, N.J. Cercone & G. Mcalla (eds.), IEEE Press, 1985.
- [Poole 86] Poole, D.L.: Default Reasoning and Diagnosis as Theory Formation, University of Waterloo, Technical Report CS-86-08, March 1986.

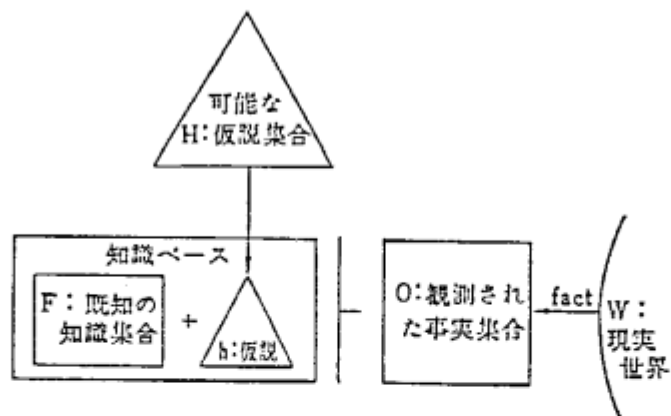


図2.1-1 仮説推論

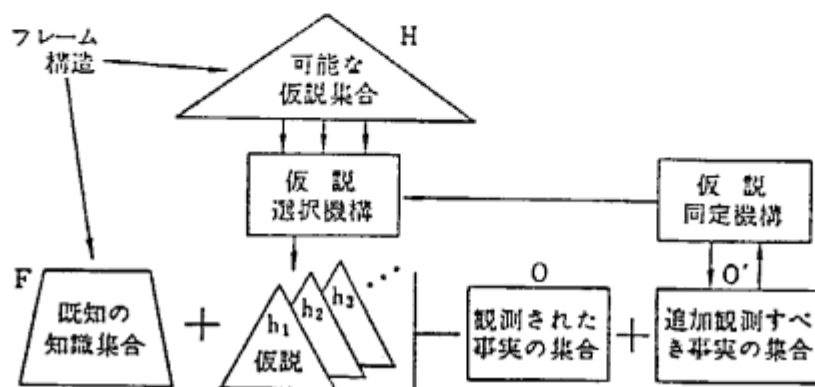


図2.1-2 仮説選定システム

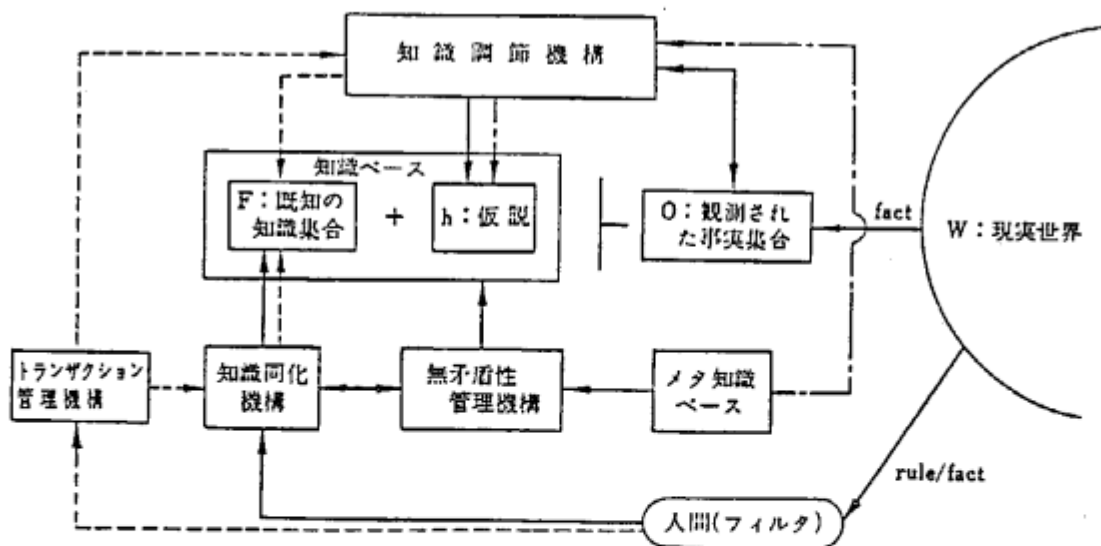


図2.1-3 仮説推論と知識獲得支援

	解析型知識システム	合成型知識システム
O	観測事実集合	目標（仕様）集合
F	既知の知識集合	初期世界モデル集合
H	解析可能な仮説集合	合成可能な仮定集合
特徴	・探索空間：比較的小 ・方法論：整理 ・獲得ツール：MORE, ROGET, ETS	・探索空間：大 ・方法論：未整理 ・獲得ツール：？
適用結果	・システマティック仮説生成 ・仮説選定／同定の評価基準が比較的明らか ・制約知識利用可能	・RESIDUE の生成 ・制約の伝播

表2.1-1 仮説推論の解析型／合成型知識システムへの適用

2.2 定性推論から知識獲得への接近

2.2.1 定性的推論と知識獲得への応用の可能性

2.2.1.1 定性推論の概念

定性的推論[Bobbrow 84]とは物理的なシステムの動的な挙動に対する推論方法である。

この研究は Hayes の Naive Physics の提唱に始まる[Bobbrow 84]。Naive Physics の目的は、日常的世界の物理的現象に対する思考のモデルを構成し、これを公理化して実行できる推論系を構成することにある。定性的推論は、これを発展させ物理現象や電子回路・装置などの動的な挙動を連続変量に対する数学や微分方程式を使わずに推論する方法である。そのため、常識推論のモデル化に留まらず、エキスパートシステムが推論や問題解決を行う対象が動的なシステムである場合、対象の構造・挙動を表すモデルとして使用する事ができる。エキスパートシステムにおける知識獲得の問題に関しては、定性的推論の第2の特徴が問題になる。以下では、エキスパートシステム構築時の動的系の知識表現／推論形式に対する定性的推論が果たす役割および知識獲得への応用に対する可能性を述べる。

2.2.1.2 定性推論の特徴

定性的推論では、対象の構造すなわち個々の構成要素の特性やその連結関係を与えることによって挙動を推論する事ができる。このことはルールなどで挙動を表す従来の知識表現と異なり、動的システムを表現／推論あるいは知識移植する際に次の特徴を与える。

- (a) 対象対応的な構造表現：物理システムの装置トポロジー／要素の構成に合わせて宣言的に系の知識を表現できる。したがってルール表現などにCompile あるいは変換する必要がない。
- (b) 状態遷移生成可能性：システムの（必然的な）時間的移行が構造記述から一般的原理によって生成的に推論でき、個々のシステムに合わせて状態推移のルールを与える必要でない。

これを表現するために定性的推論では知識表現／推論形式を基本的には、次の2つ形式を合成して構成している。

- (a) 拘束条件伝播法：電子回路の動作の形跡や推論などに使用されたのが始まりで、宣言的に表現された変量間の拘束条件を既知の変数から伝播させ、変量に対する値の割付を方法である。途中で行き詰まり(stuck)に陥った場合は値を決定できる拘束条件が出現するまで変数化して伝播を続ける。
- (b) シンボルとしての微係数の導入：拘束条件伝播法だけでは、連立方程式を記号的

(定性的)に解くことにすぎない。系の動的な挙動を生成するためには、各変量の「変化の傾向」を記号化する必要がある。定性的推論では、数学における微分係数に対応する属性として、将来への変化の傾向を表す記号 (de Kleerでは X 、 $[x]$) を設け、これに $\{+, -, 0\}$ を割り付けることによって増減・定常の傾向を表している。拘束条件から、この値が評価される。

すなわち、定性的推論は知識表現/推論形式の見地から見れば、拘束条件伝播法に微係数を記号変量として内包させることによって系の状態を表す定性連立方程式の解の組を内側から更新させ系の状況推移を表現する手法である。

2.2.1.3 定性推論の基本構造

定性的推論の定式化には、de Kleer-Kuipers-Williams 型とForbus型の2種類が存在する。しかし、de Kleerと記述形式が異なるForbusの定性的プロセス論 (QP theory) も、定性微分の値を割り付ける (resolve) ことによって挙動推論を行う点ではde Kleerと基本的には変わらない。

(1) 定性的推論の定式化 I (定性的微分方程式)

de Kleerの定性的推論は、以後の定性的推論の基本的枠組みを決定したもので、Kuipers やWilliamsの理論も、定性的微分方程式を基礎としている点ではde Kleer の理論の発展あるいは補完と考えられる。

- (a) 物理量の定性的表現：定性的推論では、物理量を定性化するのに特徴値 (landmark) を設定して、それに対する大小関係で変量の値を定義する。この特徴値で区分された定性的な値の集合は、量空間と呼ばれる。最も代表的なのは、0を特徴値とするもので、この場合は、定性値は $\{+, -, 0\}$ となる。各変量の状態は、この定性値と先に述べた変量の増減状態を表す定性微分値 X で記述される。また系の状態は、系に含まれる全変量の定性値と定性微分値の組み合わせで記述される。
- (b) 物理量の間の拘束関係：系の構造は拘束条件で表される。通常の微分方程式と同様、変量間の四則演算・微分・等号・不等号関係を、変量間の記号的な拘束関係で表すことができる。しかしその意味は定性的で、たとえば $X + Y = Z$ は X が+のとき Z は+であるが、 X が+、 Y が-のとき不定である。関数的関係としてはKuipers では単調増加関数を取り扱う事ができる。
- (c) 動的挙動の推論 (envisionment)：このように定義された系の拘束条件に基づいて、各変量の値の変化すなわち物理システムの変化が推論される。この過程は、基本的には、(1) 系の同一状態での各物理量の値の割付を行う過程 (Propagation) と (2) 前状態で決定された定性微分値 X より定性変量の次の状態への遷移を決定する過程 (Predication) よりなる。従って、初期状態が与えられたあとの系の状態推移に関しては、この2つの手続きを反復する事 (Envision)

することになる。すなわち、

- 1) 初期条件で与えられた変量の定性値から拘束条件（定性微分方程式）伝播法によって、他の変量の初期状態での定性値・定性微分値を割り当てる。
- 2) 決定された X から次状態を決定出切る変量に対して定性値を決める。そのあとこれを伝播し全変量の状態をきめる。この時の基本公式は、

$$X = (t_i + 1) = X = (t_i) + \Delta X$$

である。結果は系の状態遷移図で表される。

(2) 定性的推論の定式化II（定性的プロセス理論）

Forbusでは、物理的世界を構成する要素として、物理的対象（オブジェクト）とこれにまたがり複数の物理的対象が参加する他の存在である過程（プロセス）を考える。この中でプロセスが動的な挙動を表現する。プロセスとしてはMoveやFallあるいはBoil等のように個々の物理プロセスを取り上げ、その挙動や前提条件を記述する。すなわち、プロセスの表現には参加するオブジェクト名とその属性が書かれている固体スロット（individuals）、プロセスの前提条件スロット（preconditions）、プロセスの活性化条件をオブジェクトの属性量の満たす条件で表した量条件スロット（quantity conditions）、その他、物理量間の関係を表すスロット（relations）、プロセスが活性化している間の物理量の変化を表す影響スロット（influences）より記述される。この影響スロットが微分方程式の役割を果たす。たとえば、 Q が n に対応して増加するときは

$$I + (Q, n)$$

のように書く。推論の基本は、

- (a) オブジェクト間で働く可能なプロセスの集合 $P I$ （Process Instance）を見つけ、(b) それらが前提条件と量条件を満たすかどうかしらべて活性化されたプロセスの集合（Process Structure）を決定し、(c) プロセスが活性化している間に影響で書かれた相互作用によって物理量がどう変化するか追跡し、(d) この変化が新たなプロセスを開始する境界値に到達するかどうかしらべる、この過程を繰り返してプロセスの活性化された系列を推論する。

物理量の表現も特徴量とその間の空間の判順序関係で表される量空間であらわしている点、また影響の記述に基づいて物理量の変化を推論する方法はde Kleer と共通する。

2.2.1.4 定性的推論のエキスパートシステムの知識獲得への応用の可能性

(1) 知識情報処理に対象モデルとしての定性的推論

定性的推論のエキスパートシステムへの応用に関しては、知識ベースにおける「深い知識」の問題と関連する。すなわち、今までエキスパートシステムとくに診断型のエキスパートシステムでの知識ベースは専門家の経験的知識・ヒューリ

スティックスのみを表現したものが多く、専門家が持っている対象の構造・法則等に対する知識が含まれていなかった。この知識は専門家が、直接利用できるヒューリスティックス・経験則がないとき、対象や領域の基本法則にもどってより広い立場から考え直す時に利用できる。

また、従来知識表現は、対象や状態の無時間的な概念的関連（属性、含意、判断）を表すのに適していたが、プロセスやプラントなどの時間的な変化を示すシステムの推論には適していなかった。この表現には従来システム制御理論が適用できる場合も多いが知識が不完全で数値的に表現できない場合には変数のおよその範囲やメカニズムの構造だけに準拠して推論する必要がある。定性的推論はプロセスを非数値的な定性的微分方程式で表現できる点でこのような場合に利用可能である。

定性的推論は未だエキスパートシステムの深い知識としては一般的には利用されていないが、予測のみならず測定値の解釈に利用できるため、診断のみならずデータ解釈型のシステムにも適用可能である。

エキスパートシステムの知識獲得に関しては定性的推論ではプロセスの構造が構造対応的に記述できるため、ルール形式に変換する必要がない。また個々の状態推移をルールとして与えなくても生成可能であるため、移植すべき知識が少なく済むという利点がある。

(2) 定性的推論と物理系の知識獲得過程

エキスパートシステムの知識獲得の方法に利用できるところまで形式化が進んでいないが、定性的推論の枠組みを利用して物理系の構造、因果関係の学習過程を表す研究が進んでいる。たとえばForbus[Forbus 86]ではGentnerのstrutual mapping（構造写像）理論に基づいて物理系の因果構造を理解して行く過程を(1) Protohistory（現象の要約的記述）(2) Causal Corpus（現象的因果記述）(3) Naive Physics（日常物理）(3) エキスパートモデルに分け、定性的プロセス理論の枠組みを拡張した形式でその学習過程を表現している。

またSelfridge[Selfridge 86]は自然言語で与えられた4サイクルエンジンの記述を理解しこれを定性的な因果関係の構造に知識表現する方法を提案している。このような課題はいまだ充分成功していると言いがたいが、日常的な理解やその自然言語による表現から、定性的な構造を抽出するシステムは知識獲得過程に定性的推論が寄与する重要なテーマとなっている。

文 献

- [Bobbrow 84] Bobbrow(ed.): Artificial Intelligence vol 24, Special Issue on Qualitative Reasoning about Physical Systems(1984)
- [Forbus 86] K.Forbus & D.Gentner: Learning physical domains :Towards a

theoretical framework, Machine Learning 11(1986)

[Selfridge 86] M. Selfridge, J. Daniel & V. Simon: Learning causal models by real worlds natural language explanation, Proc. second conference on AI application, 378-383(1986)

2.2.2 Generic Task理論と知識獲得への応用の可能性

2.2.2.1 ChandrasekaranのGeneric Task理論 [Chandrasekaran 86a]

ChandrasekaranらOhio大学のAIグループは医療や工学におけるエキスパートシステムの経験から、エキスパートシステム構築における1つの組織的なアプローチとして、Generic Taskすなわち知識情報処理における類型的タスクを提案している。

(1) エキスパートシステム構築に対する組織的方法論の欠如に対する批判

ChandrasekaranらのGeneric Task理論提案の背景には、現在のエキスパートシステム構築における組織的方法論の欠如・ad hoc性に対する批判がある。

エキスパートシステム構築方法に関しては、これまで、幾つかの方法論的パラダイムすなわちルールベースシステム、フレーム、述語論理、意味ネットワークなどの知識表現およびこれに照応する推論制御法が整備され、また、これを実行する多くのツールや言語も開発されている。しかし、これらは、エキスパートシステムが遂行すべき問題解決の内容的な区別を越えた汎用的なパラダイムあるいは構築ツールとして提案されている。このような知識表現／推論制御の汎用制・一様性・形式性は、一見望ましいように見えるが、知識情報処理的課題の内容的正確とそのインプリメンテーションレベルとの間の乖離をもたらし、エキスパートシステムの構築・プログラミングを、系統性のない ad hocなものにしている。

また、このような構築言語の一様性を補う意味で、エキスパートシステムの内容的な課題を診断・設計・データ解釈・制御・教育などに分類して、それぞれの課題におけるシステム構築方法も論じられている。しかし、これはシステムの目的に関した極めて大まかな分類であって、問題解決・知識情報処理の固有な構造を反映した区別ではなく、一般的な指針以上ものを与えることは出来ない。

このようなエキスパートシステム構築における方法論の形式性と知識情報処理の内容的具体性の乖離は、Knowledge Engineerの技量によって埋められているのが現状である。

(2) Generic Task (類型的タスク) の概念

Chandrasekaranは、専門的知識 (domain-specific knowledge) と汎用的知識表現／推論形式という従来のエキスパートシステムの構成方式を超えるものとして、いわば両者の中間レベルに位置するGeneric Task (類型的タスク) の概念を提案

している。これは、エキスパートシステムが行う知識情報処理の、内容レベル・問題解決タスクレベルでの構造の抽出を目的とし、このレベルでのシステム構築法の確立をめざす。すなわち、類型的タスク理論では、エキスパートシステムが行う知識情報処理タスクは幾つかの問題解決類型の組み合わせたものであるとし、この問題解決の基本類型を抽出して類型が固有に持つ知識構成や推論の形式を定式化する。たとえば、診断型エキスパートシステムでは、診断仮説への階層的な分類・データに基づいた仮説照合度の評価・知識にもとづいた必要データ補完などの類型的タスクによって構成されている。このような類型が充分基本的で、エキスパートシステムの知識情報処理タスクを広汎に包摂できれば、システム構築は類型的タスクの組み合わせに帰着し、知識獲得においてもタスクレベルでの構造が導入されているので従来のように一般形式への変換が不要で自然な形で遂行できると考えられる。

2.2.2.2 Generic Taskの種類

現在までChandrasekaranが抽出している知識情報処理の類型的タスクは次の6つである。

(1) 階層的分類 (Hierarchical Classification)

分析対象の状況に照応するカテゴリや仮説を、分類系の階層のなかで見いだす類型的タスクをいい、診断型エキスパートシステムの核をなすものである。このタスクの本質は、分類すべき仮説あるいはカテゴリの体系・階層構造をトップダウン的に調べて行き、適合する仮説を検索するところにある。Chandrasekaranらは、胆汁停滞層の診断システムMDXにおいて、この分類系タスクに適合した知識表現/推論の組織化の方法としてEstablish/Refineとよばれる形式を提案し、その後その他のシステムにおいても、この方法の普遍性を確かめている。

この方法においては、分類すべき仮説あるいはカテゴリを階層木で表し、それぞれノードに分類的タスクを遂行する領域的知識を分散させる。各ノードは、その仮説に関する小規模の推論モジュールとなっており、Specialistと呼ばれる。各Specialistには、Establish 部とRefine部があり、Establish 部は観測データと照応してSpecialistが表す仮説単位が受け入れられるかを判断し、Refine部はこの仮説単位がestablish したあと、次にこのSpecialistの下位につながるどのSpecialistをestablish すべきか調べる。これらは、Specialist間のmessage passing機構によって実行されている。

(2) 仮説照合・評価 (Hypothesis matching or assesment)

階層的分類が、Specialist間のEstablish/Refineプロトコルによってmessage passingで仮説の分類木をトップダウン探索し、妥当な仮説を仔細化していく類型的タスクを表すのに対し、Establish message を受けたSpecialistでは自分

自身をEstablish するためには、一定の不確定性のもとで与えられたデータと仮説の照合度を決定することが必要である。このタスクは、しかし診断にのみ限定されるものではない。計画問題でも複数の計画案から適当な計画を選択するのは、この仮説照合と同じ過程で、この場合、診断におけるデータに相当するものは計画の要求基準である。したがって、これは分類とはべつの種類の問題解決型であり、独立の類型的タスクすなわち仮説照合・評価タスクとして定義される。

仮説照合タスクにおいては、仮説が単一のデータで決定論的に評価されることは稀で、幾つかの種類のデータから総合的に判断する必要がある。このような場合に生じる曖昧性を記号的に処理するために、

- (a) 仮説適合度をデータ群ごとに評価して総合するルールやdecision table
- (b) また各データの定性的意味を抽象して、中間的な表現を作り、これを幾段階か繰り返していくつかの中間的な表現に基づいて仮説適合度を評価していくボトムアップ的な仮説適合度評価過程およびこれを遂行するルール、がこのタスクの知識グループを構成する。

以上の分類タスクと仮説照合の2つの類型的タスクを実現するタスクレベル言語としてC S R L (Conceptual Structure Representation Language) [Bylander 86]が開発されている。

(3) 知識思考的データ処理 (Knowledge-directed information processing)

データ不完全なときに、知識に基づいてデータや事実を推論あるいは知的補完する知的活動で、フレームシステムにおけるデフォルト値やインヘリタンスによる属性の継承、さらには現在の実事から一種の時間的な推論によるそれ以前の実事の推測する過程も含まれる。基本は、既知のデータ・事実から知識に基づいて不確定なデータ・事実を推論する (Data-to-data reasoning) 処理で、Chandrasekaranでは知識に準拠してこの処理が行われる点が強調されている。この類型的タスクもエキスパートシステムの知識情報処理をいろんな局面で支持し、広汎な適用をもち、一種の知的データ検索システムとして組織化できる。実現方法としてはフレーム形式の階層でデータ推測的知識を組織化する事が適当であるとされている。またこの類型的タスクは通常のデータベース検索機能を合わせてP A T R E C [Mittel 84] やI D A B L Eで実現されている。

(4) 仮説の発想論理的組み立て (Abductive assembly)

診断問題では幾つかの原因が絡まった複合的な故障を診断しなければならない場合が多い。そのためには、分類や照合、データ推測などの類型タスクを通して選ばれた、部分的にデータを説明する仮説の集まりから、観測データを最も良く説明する複合仮説を生成する必要がある。これは仮説間の因果関係・指示関係・全体-特殊関係あるいは重要性の比較に対する知識に基づいて行われる。

Chandrasekaranは要素的な仮説から、発想論理的に複合仮説を合成する問題解決

を1つの典型的タスクとして取り出し、Assembly/Criticismプロトコールによって制御する方法を考えている。これは基本的には目的・手段分析のパラダイムに準拠し要素仮説を逐次加えては、出来た複合仮説のなかよりCriticルーテンによって妥当性をなくした仮説を排除する反復的組立法によって実現する。

- (5) 計画選択・精密化による階層的設計 (Hierarchical design by plan selection and refinement)

設計問題のうち、タスクの類型化が可能なルーチン設計に関して提案された概念である。ルーチン設計では、設計べき対象の構成、各構成要素の設計方針などがあるレベルまで確定しており、仕様に合わせて設計対象の具体的条件を仔細化するのが課題となる。Chandrasekaranらは、このようなタスクに適合的な知識表現／推論形式として、診断問題のEstablish/Refineプロトコールに対応するPlan selection / Refineプロトコールを提案している。これは対象の構成に対応して各部分の設計を担当するSpecialistの階層木を作成し、それぞれのSpecialistに設計計画、拘束条件、設計不能時の処理法などの知識を分散させる方法で、上位のSpecialistが選択した計画 (Plan selection) を下位のSpecialistが精密化 (Refine) する。この作業はmessage passing を用いて行われ、下位で設計不能になれば上位へbacktrack して別のPlanを選択する。これに対するタスクレベルの言語としてD S P L (Design Specialist and Plan Language) が作られている[Brown 86]。

- (6) 状態抽象化 (State abstraction)

設計問題は、目的とする機能を実現するシステムを構成することであり、ルーチン設計では、設計対象の構造に対応するSpecialistの階層およびそのSpecialist間のMessage 交換で実現した。この推論制御は基本的にはトップダウンである。これに対してシステムの構造が与えられ、システムに対する作用がシステム全体の機能構造にどんな変化をもたらすかを予測する知識情報処理の類型が存在する。この典型的タスクにおいては、システムを構成する要素の状態変化からボトムアップにシステムの全体機能の変化を推論／説明することが課題となる。Chandrasekaranはこのタスクを実行するアーキテクチャとして対象の構造に合わせたSpecialistの階層に、部分系の変化が上位系の機能に及ぼす変化を記述した知識を分散させたものを提案している。ohio大学のA Iグループでは、課題を実行する方法として構造から時間的挙動を導く従来のde Kleer, Forbus 型の定性的推論とは異なる定性的推論として

- (a) 系の機能に対する幾つかのprimitive およびそれらの間の統合則を与え、部分的機能の知識から全体の機能を推論する (Consolidation) 方法および
- (b) 部分系の機能記述からCompilation によって全体系の診断論的知識を生成する方法 (Deep model) などが行われて、従来の定性的推論と合わせてこの典型的

タスクの定式化を図ろうとしている[Chandrasekaran 86b]。

2.2.2.3 Generic Task理論のエキスパートシステム知識獲得への応用の可能性

Generic Taskらの典型的タスク理論はエキスパートシステム構築における組織的アプローチを目指したもので、問題領域における自然な知識獲得を可能にしようとする意図がある。典型的タスクをインプリメントしたCSRLやDSPLでは特別な知識獲得モジュールを持っていないが、知識形式がすでに問題解決の類型に合わせて高度に構造化されて居り、いわゆる汎用シェルに知識を移植する場合と比べると、知識獲得・知識ベース構築において次の点で発展がある。すなわち、

- (1) 知識構成がタスクレベルで構造化しており、汎用シェルの形式性による知識獲得の弊害が除かれている。たとえばルールベースシステムでは、ルールの競合解決戦略が問題となる。これは知識構成が充分構造化されていれば起こらない問題であるが、現状ではこの競合解消戦略の知識獲得に費やされる努力も大きい。
- (2) 知識獲得の方法がある程度組織化できる。すなわちシステムが果たす問題解決が決まれば、全体の知識情報処理を典型的タスクに分解し、この典型的タスクに備わった知識構造に合わせて知識を獲得して行けばよいことになる。

しかし、このためには少なくともルーチンに遭遇するエキスパートシステムの知識情報処理の全体を包摂している必要がある。診断型エキスパートシステムに対しては典型的タスク化は可能と考えられるが、設計型エキスパートシステムでは、タスクレベルでの類型化での困難性は高い。実際、Chandrasekaranらは設計問題を3つのクラスすなわち Class 1: システムの構成要素も未知な場合、Class 2: 構成要素は既知であるが設計方針が未知の場合、Class 3: 設計方針も構成要素も未知の場合に分けているが、タスクが類型化されているのは Class 1のみである。

文 献:

[Chandrasekaran 86a]

B.Chandrasekaran: Generic task in knowledge-based reasoning: high-level building blocks for expert system design, IEEE Expert, 1986 fall, 23-30 (1986)

[Bylander 86]

T.C.Bylander & S.Mittel: CSRL: A language for classificatory problem solving and uncertainty handling, AI magazine 1986 August, 66-77(1986)

[Brown 86]

D.Brown & B.Chandrasekaran: Knowledge and control for a mechanical design expert system IEEE Expert july 1986, 92-100(1986)

[Mittel 84]

S.Mittel & B.Chansrasekaran : Patrec : A knouledge-directed database for diagnostic expert system.Computer.Vol.17.No9.Sept.51-58(1984)

[Chandrasekaran 86b]

B.Chandrasekaran,T.Bylander & V.Sembugamoorathy : Functional representations and behavior composition by consolidation : Two aspects of reasoning about devices,Ohio Univ.tech repot(1986)

2.3 類推から知識獲得への接近

2.3.1 概要

本節では、高次推論技術の知識獲得への応用という観点から類推を取り上げ、その知識獲得への基本的枠組みを提案・考察する。まず知識獲得支援システムの技術的ニーズ〔小林 86〕として最近注目されている類推(analogical reasoning)の理論的枠組み〔國藤 86b〕を明らかにし、類推の知識獲得支援システムとの関連について提案する。ついで類推が各種知識システムに応用できることを示し、その知識獲得支援システムとの関連について提案する。ついで類推が各種知識システムに応用できることを示し、その知識獲得支援システムへの適用可能性について提案する。“知識獲得ボトルネック”問題〔小林 86, 國藤 86b〕の解消に対して、現在までに具体的に試みられた類推機能を用いた知識獲得支援機能の導入はほとんど見られないが、(1) 情報検索への応用、(2) プログラム合成への応用、(3) 非単調推論への応用、(4) 常識推論への応用、の可能性を示唆する。

2.3.2 類推

人間が発想を得るために日常最も多用する推論が類推〔國藤 86b〕である。類推では、与えられた観測事実を説明するために導入する知識体系の知識が不十分なので、他の既知の知識体系との間に何らかの翻訳・逆翻訳を行ないつつ、その事実を説明する仮説を生成する。

類推の定性的推論への利用という具体例を用いて説明する。表3.3-1に見られるように、水の流れや電気回路の間には明白な類推〔Gentner 83〕が成り立つ。この類推は表層的な用語法上の対応関係にあるのではなく、本質的に類似の科学的根拠に基づいているので生成的類推〔Gentner 83〕と呼ばれることもある。水の流れに対する定性的推測で得られる知見を基に、電気回路の直並列の性質に関する推測をたてることは、日常良く行うことである。例えば、水は水システムのパイプ中を流れ、電気は電気回路の電線を流れる。従って、前者の流量と水圧の関係が後者の電流と電圧の関係と対応していると考えるのは自然である。このような対応関係の発見は、例えば、電気回路という未知の知識体系において「電圧が2倍高くなった(=O)」という観測事実の説明に有用である。この観測事実に対して、既知の水システムという知識体系において類似の事実「(水システムにおいても、)水圧が2倍高くなる(=O')ことがある」が存在することを見出し、しかもそこでは「ポンプを2個直列にする(=H')」と、水圧が2倍高くなる(=O')が成立することを知っていると仮定する。すると類推とは、図3.3-1にみられるように、未知の知識体系である電気回路においてもポンプと類似の知識である電池が存在し、しかも「電池を2個直列にする(=H)と、電圧が2倍高くなる(=O)」が成立するという

“公理のすりかえ”を行い、「電池を2個直列にする(=H)」という観測事実を説明する仮説を見出すような推論図式のことである。水圧と電圧とを結びつけるには、一般的に言えば、未知の知識体系の既知の知識体系への構造写像[Gentner 83]の発見が必要である。

Polya の「数学における発見はいかになされるか」[Polya 59]においても、類推と帰納が人間の問題解決において最も有用な推論図式との指摘がある。彼はそのなかで「二つの系がそれらの対応する部分の明白に定義可能な関係において一致するとき、それらを類似している」と呼んだ。Polya の流れを受け、Winston [Winston 80] は因果関係に基づく類推研究を行い、フレームの対応付けに基づく類推システムを試作した。Winston のシステムは因果関係を論理的含意関係にすり替えるところに、その本質がある。それ故、類推とは「類似した前提からは類似した帰結が成立する」という推論図式だとみなすこともできる。このような考えを押し進めたものに、原口の類推の理論[原口 86a,86b]がある。上述の構造写像を見出すのに、部分同型に基づく類比による思考形式が利用されているとするのが、原口の類比の理論である。この類比の理論を、「演繹と類比は同一の論理的枠内で体系化すべきである」という信念のもと、変数を含まないホーン節集合を対象とする論理プログラミングに適用したのが、原口の類推の理論である。この類推の理論を一般の(変数を含む)ホーン節集合を対象として展開したのが原口の最近の研究である。そこにおいては部分同一性概念を最小エンブレムモデル上で定義し、それを保証するEPICという条件を与え、上述の“公理のすりかえ”をホーン節の“ルールのすりかえ”に帰着する論理的方法を与えた。この研究によりPrologのメタインタプリタを土台に、類推システムを実現する基礎が与えられた。

2.3.3 類推帰納をもつ知識獲得支援システム

知識獲得支援システムの研究開発動向[小林 86]を踏まえ、類推帰納をもつ知識獲得支援システムの可能性を示唆していこう。

(1) 情報検索への応用： 情報検索システムの自然な拡張として、キーワード間の同意語等を利用した情報検索システムを考えることができる。キーワード間の同意語、上位下位関係といった概念間の階層関係に着目したものがシソーラス検索システムと呼ばれる。同意語、上位下位関係のみならず、類似語や反意語をも利用したシステムが内容検索システムあるいは意味検索システムと呼ばれる。この種のシステムの自然な発展形として、類推を利用した類推検索システムが考えられる。

(2) プログラム合成への応用： ある具体的な問題領域を、特定の知識表現をもつツールでプログラミングしようとした場合、何度も類似のプログラムを作成させられることが多い。この問題を解決するためには、「類似の仕様記述からは類似のプログラムが生成させられることが多い」という経験則を適用すべきである。自然語

風の分かり易い仕様記述に基づくソフトウェアの再利用システムの考え方に学び、特定の仕様記述からのプログラム合成の導出木との類推で別の類似の仕様記述のプログラムを合成することができる。そのためには抽象化した仕様間の類推により、プログラム合成システムを作ることである。

(3) 非単調推論への応用： 非単調論理は、以前に定理であると証明されていた帰結が新たな知識が追加されると否定されることがあるような論理体系である。非単調論理を用いた推論が非単調推論であるが、人間はしばしば不完全な知識を前提にこの種の高次の推論図式を振り回し、新たな知識を獲得としている。非単調推論のための理論的基盤として、McCarthyらの提唱するサーカムスクリプション〔Arima 87〕が知られているが、そのモデル理論をはんの少し拡張するだけで類推や帰納に関する推論図式が得られることが、最近、有馬によってアスクリプション〔Arima 87〕の名のもとに得られた。従ってアスクリプションを基本メカニズムとする知識獲得支援システムを構築することが、一つの方向として考えられる。

(4) 常識推論への応用： 前述の類推を用いた定性的推論の技法は、実は日常生活において最も頻繁に、常識的に新たな知識を獲得するために適用する手法である。様々の常識を用いた推論と類推により、エキスパートシステムの“知識獲得ボトルネック”を解消していく野心的プロジェクトとして、Lenat のCYC プロジェクト〔Lenat 86〕を上げることができる。Lenat の基本アイディアは、①イクスプリットに述べられた事実情報をエンコードする、②その情報をより一般的フレームに移し抽象化する、③そこで含意される常識をも抽出しエンコードする、④得られた常識的知識の文と文の間から読み取れる知識をも抽出しエンコードする、にある。すなわち、与えられた不完全知識に対して、フレーム構造内での抽象化・具体化という操作の過程で、人間が日常的に行う常識推論や類推の手法を駆使して、知識獲得していくものである。

知識獲得の自動化は人工知能研究者の理想であるが、当面は人間を介在して知識獲得を行うのをコンピュータが支援する反自動的知識獲得システムの開発にかなりの努力が払われるものと考えられる。いずれにせよこの種のシステムは、Lenat のCYC システムや図2.3-2 に示されるように、高度な類推帰納や帰納推論機能を活用しているであろう。

〔参考文献〕

〔Arima 87〕 Arima, J.: Ascription: an approach to formalization of non-monotonic reasoning in the wider sense. WOL'87, Feb. 1987.

〔Gentner 83〕 Gentner, D. and Gentner, D.R. 著、宮地泰造訳：水の流れと群れの移動：電気のメンタルモデル、古川康一・溝口文雄共編：メンタルモデルと知識表現、共立出版、pp.41-74, 1986.

〔原口 86a〕原口 誠：類推の機械化について、古川康一・溝口文雄共編：知識の学習メカニズム、共立出版、pp.125-154,1986.

〔Haraguchi 86b〕原口 誠、有川節夫：類推の定式化とその応用について、人口知能学会誌、Vol.1.No.1,pp.132-139,1986.

〔小林 86〕小林重信：知識工学、昭晃堂、1986.

〔國藤 86a〕國藤 進：演繹・機能・発想の推論機構化をめざして、古川康一・溝口文雄共編：知識のメカニズム、共立出版、pp.1-22,1986.

〔國藤 86b〕國藤 進、古川康一：学習システム研究の現状と課題、計測と制御、Vol.25.No.9,1986年9月

〔Lenat 86〕Lenat,D.,Prakash,M.,and Shepherd,M. : CYC : Using Common Sense Knowledge to Overcome Brittleness and Knowledge Acquisition Bottlenecks, AI Magazine,Vol.6.No.4,pp.65-86,1986.

〔McCarthy 80〕McCarthy,J. : Circumscription-a form of non-monotonic reasoning,AI,Vol.13,pp.27-39,1980.

〔Polya 59〕Polya,G.著、芝垣和三訳：数学における発見はいかになされるか、1. 機能と類比、丸善、1959.

〔Winston 80〕Winston,P.H. : Learning and Reasoning by Analogy, CACM,Vol.23, No.12.,pp.689-803,1980.

水 シ ス テ ム	電 気 回 路
対象物の射影	
パイプ	電線
ポンプ	電池
細いパイプ	抵抗
性質の射影	
水圧	電圧
細さ	抵抗
流量	電流（電子の流量）
主要関係	
接続（パイプ、ポンプ、 細いパイプ）	接続（電線、電圧）
増加（流量、水圧）	増加（電流、電圧）
減少（流量、細さ）	減少（電流、抵抗）

表2.3-1 水システムと電気回路の類推〔Gentner 83〕

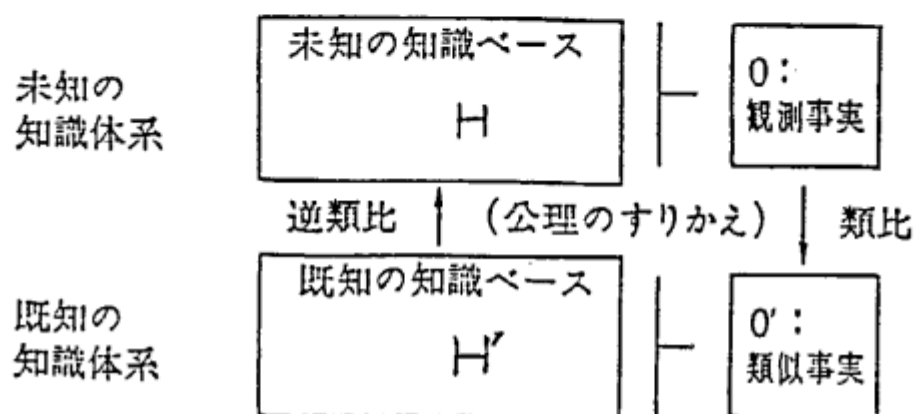


図2.3-1 類推による仮説生成

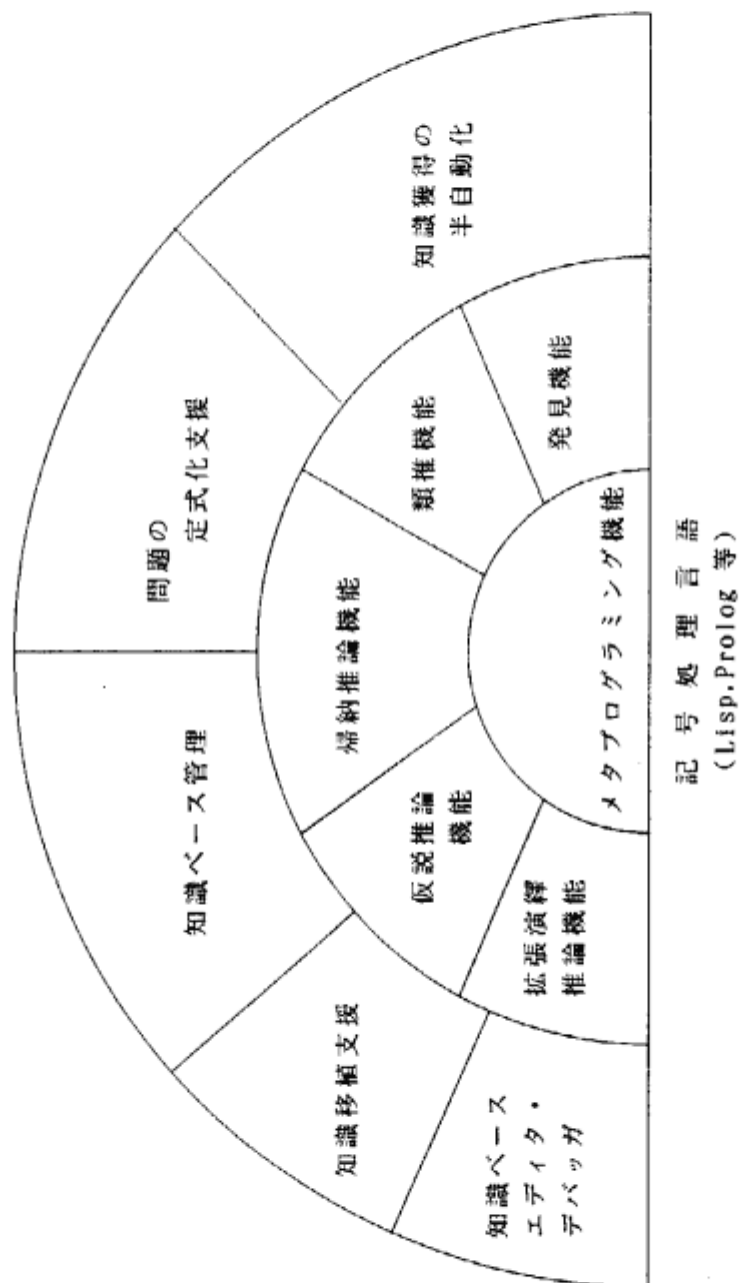


図2.3-2 知識獲得支援機能の実現

3. 知識獲得ツールの動向

エキスパートシステム用の知識ベース獲得の支援を行うシステムは主として診断分野を中心に研究開発されてきた。初期のシステムとしてはTEIRESIAS、SEEKが挙げられるが、その特徴としては増大する知識ベースのメンテナンスのプロセスの支援を行うことに重点が置かれている。よって、獲得された新しい知識と既存の知識ベースの整合性を保つために不備な知識をリファインすることの支援を主な目的としている。各システムは知識ベース構築に用いられているエキスパートシステム構築用ツールの特殊化されたデータ表現と単純な推論メカニズムを利用して知識ベースの整合性維持支援のためのコンサルテーションを行う。例えば、TEIRESIASではEMYCINのプロダクションルールと後ろ向きの推論メカニズムに関する知識を用いて知識ベース内のルール間の矛盾点の発見と修正が効率良くできるコンサルテーションが行われる。

近年の知識獲得支援システムでは短期間に質の高い初期知識ベースを構築することに重点が置かれている。このため心理学的アプローチやモデル論的アプローチをインタビューに用いて、専門家が容易に専門知識の抽出とその抽出された知識の整理、及びリファインの支援が行われる。各システムにおいては、その知識ベースにおいて使用される概念の数を限定することにより専門家から知識を抽出したり、あるいは抽出知識の整理を行ったり、また知識ベースのリファインを行う。この概念の限定と心理学的手法やモデル論の利用が大きな特徴と言える。

そこで最近の代表的な知識獲得支援システムであるETS、ROGET、MOREについてまず簡単に説明を行い、次に各システムを対象分野・方法論の点から比較を行う。

3.1 知識獲得ツールの事例

3.1.1 ETS

ETS [Boose 84]、[Boose 85]は知識獲得プロセスの短縮と獲得される問題解決知識の質の向上を目的として開発された知識獲得支援システムである。ETSはGeorge KellyのPersonal Construct Theoryに基づくgrid方法論を用いて専門家に自動的にインタビューを行い、専門家が問題解決に用いるヒューリスティックとパラメータから成る初期知識ベースの抽出をナレッジエンジニアが介在すること無く支援する。このためETSは特別の訓練を必要としない簡単な内容のインタビューとRating Gridと呼ばれる表、及びEntailment Graphと呼ばれる図を用いて専門家の支援を行う。

ETSのコンサルテーションは3つの段階からなる。最初に専門家から項目と特徴、関係度の入力が行われる。ETSはまず専門家に分類したい項目(conclusion item)の入力を求める。もし専門家が項目についての整理ができていない場合には段階的にインタビューを専門家に対して繰り返すことにより項目の入力が行われることに

なる。項目の入力後獲得された項目を3個ずつ表示して、この三つ組みのなかの二つの項目と他の一つの項目を分類する特徴とその反対の特徴 (trait and its opposite、construct と呼ばれる) の入力が行われる。この入力される特徴が専門家が問題解決に用いるパラメータである。その後項目と特徴がどれくらい関係あるかを示す関係度 (1~5、N、B) の入力求められる。関係度の入力によりパラメータを用いない因数解析が実行されて、Rating Grid とEntailment Graphが作成・表示される。Rating Grid の例を図3.1-1 に、Entailment Graphの例を図3.1-2 に示す。

1	2	3	4	5	6	
5	1	5	4	4	5	1: MULTI-FONTS / SINGULAR FONTS A
5	1	5	5	5	5	2: NO MENU GENERATION / MENU GENERATION
1	4	5	3	4	2	3: MAPPING / NO MAPPING
5	1	1	5	1	5	4: NON-FORTRAN / FORTRAN
Bus-graphics-tool 1: TELLA-GRAF						
Bus-graphics-tool 2: BIG3						
Bus-graphics-tool 3: DISSPLA						
Bus-graphics-tool 4: GRAFMAKER						
Bus-graphics-tool 5: DI-3000						
Bus-graphics-tool 6: CUECHART						

図3.1-1 Rating Grid

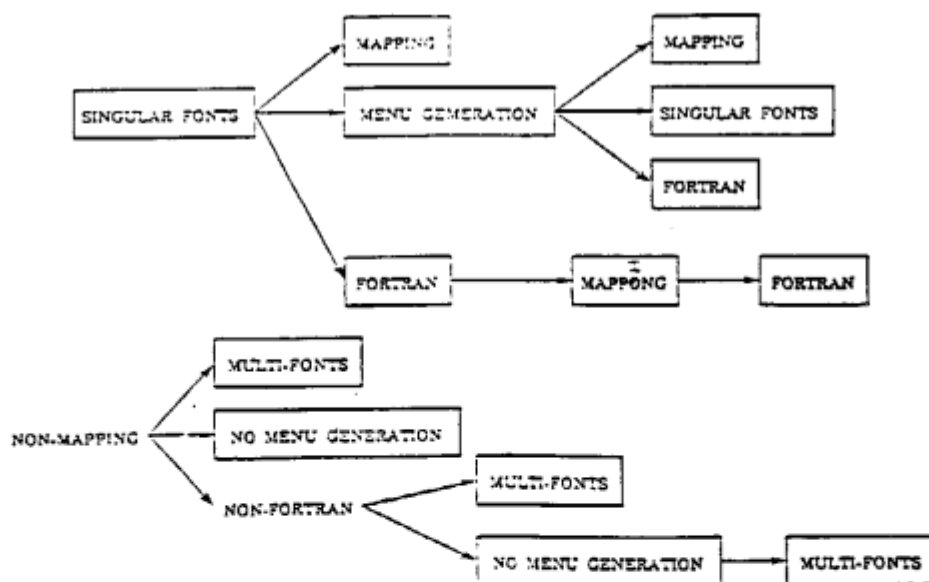


図3.1-2 Entailment Graph

次に表示された表と図を基に専門家はRating Grid 内の関係度の修正、項目の追加、特徴の追加を行うことにより獲得された知識ベースの洗練を行う。Entailment Graph は項目と特徴、特徴間の因果関係を表したものである。Entailment Graph中のアークの厚さは特徴間の関係度の濃さを表しており、アークをマウスでクリックすると対応するRating Grid 中の関係度の輝度が増すことになる。表示された図中における曖昧な関係、及び専門家が納得できない関係は専門家自身意識に無かった問題解決における重要な矛盾・conflictであり、専門家はこれらに気づいて検討することができる。

最後に2種類の確信度付プロダクションツール、即ちconclusion rule とintermediate rule が作成される。conclusion rule は項目と特徴の関係をルール化したものであり、個々の格子(grid)の関係度から作られる。conclusion rule 作成のさいに特徴の名前の入力と各特徴の相対的な重要度の入力求められる。intermediate rule はEntailment Graph の因果関係を基に特徴間の関係をルール化したものである。こうして作成されたルールはETS によりKS-300とOPS5で使用可能な形式に変換される。またETS では獲得された知識ベースをETS の推論エンジンでテストするためのconsultationも用意されている。

ETS の特長は専門家自身が項目、特徴、関係度等を単語単位で入力するだけで簡単な短時間で分類問題用の初期知識ベースの構築ができることである。しかもそのために予めに対象領域の初期知識ベースを作っておく必要はない。そして獲得された初期知識ベースを基に専門家は自分自身の知識の整理を行うことができる。またナレッジエンジニアはETS と専門家との対話記録も併せて専門家と詳細に検討することにより専門家の用いる用語、概念、推論規則、矛盾点等がインタビュー無しに把握できる。この結果知識獲得プロセスにおいて最も困難で時間のロスを伴う初期のインタビューの短縮が行えることになる。

3.1.2 ROGET

ROGET [Bennett 85] は専門家が問題解決の構造的知識の表現に用いる様々な専門用語を知識獲得の初期の段階において効率的に専門家から抽出して整理することを目的として開発された知識獲得支援システムである。ROGET では診断型エキスパートシステムのタスクで用いられるある種類の概念が本質的にはすべて共通であるということを利用して、過去に構築された診断型エキスパートシステムの知識ベースを基にタスクごとに共通概念の一般的な枠組みが用意されている。そしてこの枠組みを専門家とのインタビューに用いて、体系的な専門用語の獲得を支援することになる。またインタビューの最中に専門家が過去のインタビュー例や入力可能な解のリストを随時見ることもできる。ROGET ではあるエキスパートシステムのタスクで用いられる問題解決の構造的知識のことをconceptual structureと呼ぶ。具体的

にはタスクに含まれるゴールとサブゴール、大部分のタスクを解くのに必要なしばしば現われるファクト・観察結果・条件、概念間の因果関係を表したものであると考えられる。

ROGET のコンサルテーションは4つの段階からなる。最初に構築されるエキスパートシステムの問題解決のタスクがROGET により決定される。ROGET は簡単な文解析が可能なパーザを持っており、専門家がシステムを行うタスクの概略を表す語句を入力すると、登録されている問題解決タスクを基にしてタスクの決定を行う。

次にシステムのconceptual structureの獲得が行われる。まず決定されたタスクに適用可能なROGET に登録されているサブタスクとゴールのセット（図4.1-3 を参照）が提示され、専門家はこのセットの中から適切なものをインタビューにより選択する。選択されたサブタスクとゴールのセットは初期conceptual structureと呼ばれ、システムのタスクに含まれる主要な概念と概念間の関係を表現している。おしてROGET においてはこの初期conceptual structureを利用して専門家とのインタビューを行い、これを詳細化することでconceptual structureが獲得されることになる。この詳細化は主要概念の実体の入力と、主要概念に関係のある概念の決定及びその実体の入力により行われる。此の際専門家は簡単な語句を用いてインタビューすることができる。このようにして専門用語が体系的に獲得される訳である。図3.1-4 はMYCIN75 のconceptual structureを示している。

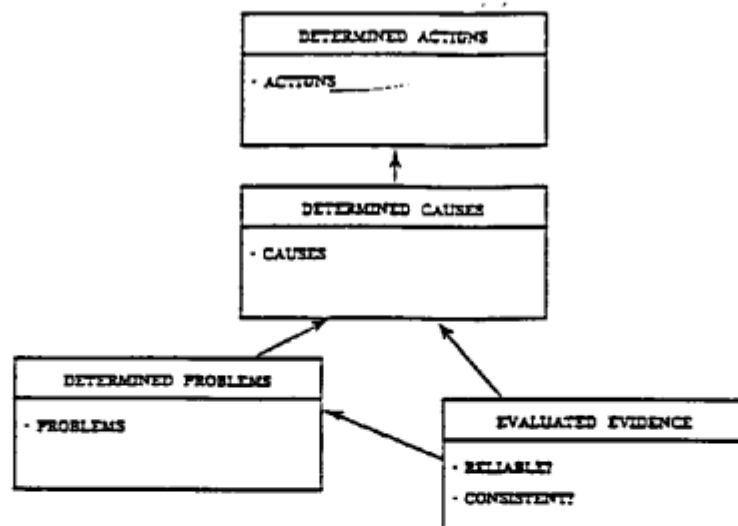


図3.1-3 タスク "recommended-actions" のconceptual structure

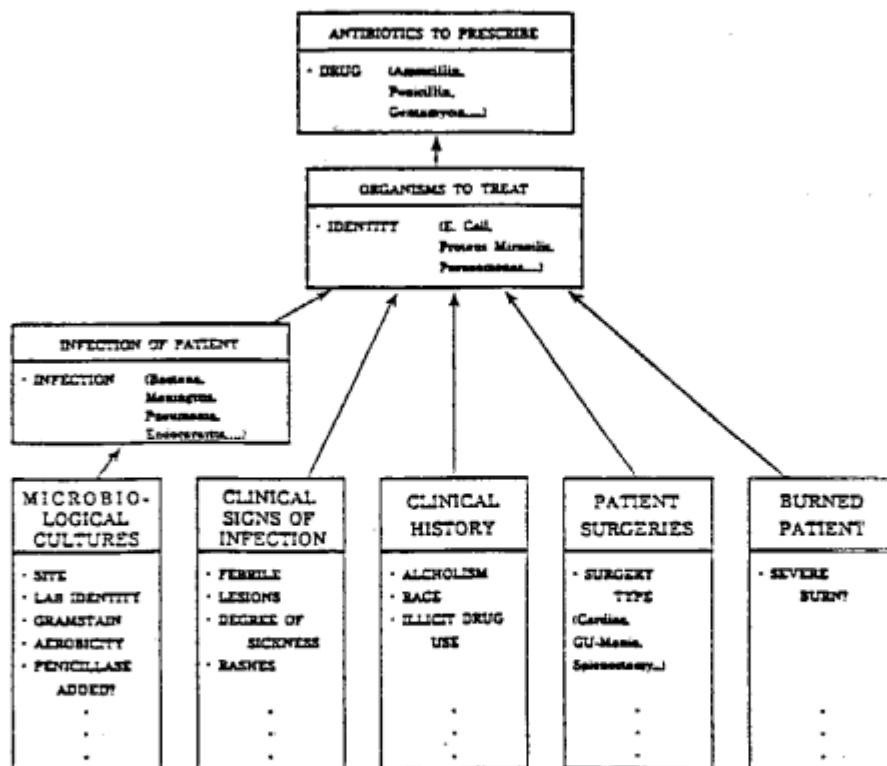


図3.1-4 MYCIN75 のconceptual structure

この後、詳細化されたconceptual structureの修正が概念の知識表現の点から行われる。即ちconceptual structureに含まれる概念の中に選択されたエキスパートシェルで表現できないものがないかのチェックが行われる。表現できない概念が見付かると専門家はconceptual structureの修正を行うか、或いはエキスパートシェルの変更を行うことになる。

最後に獲得されたconceptual structureを選択されたエキスパートシェルの表現形式に変換することが行われる。現在ROGET はconceptual structureを調べて、事実をEMYCINのパラメータへ変換し、因果関係と専門家により定義されたrule schemas を基にルールを作成する。

ROGET の特長は問題解決のために必要な概念やその概念の構造、及びその実体の決定の際に適切なインタビューによる支援を受けることができるので、専門家自身がある程度知識の整理ができていれば容易に初期知識ベースを獲得できることである。ROGET を用いることで知識獲得の初期の段階における重要で厄介な作業である構造的知識の整理が効率良く行えることになる。

しかしながら獲得された初期知識ベース自身は不完全なものであり、新たな概念の枠組みの付加とその詳細化、及び新しい概念の因果関係の付加行う必要があり、また獲得されたルールについてもタスクの基本的な推論構造しか表しておらず、ルール内容についての十分な検討が必要である。

3.1.3 MORE

MORE [Kahn 85] は掘削泥水診断システムMUDの開発の経験から考案された知識獲得システムであり、診断知識を表現することとさらに強力な診断結果を獲得するのに必要種類の情報を抽出すること、及びルールに確信度を割り振る専門家を支援することを目的として開発された。MOREはMUDの解析と専門家との討論を考慮して得られた8つのインタビュー戦略が迅速に精度の高い知識ベースを獲得するのに有効であることを利用している。このためMOREはドメインモデルを用いて対象領域を大まかに構造化し診断ルールから成る初期知識ベースの獲得を行い、8つのインタビュー戦略をこの不完全な初期知識ベースに適用することにより掘削泥水診断用の知識ベースの構築を行う。

MOREのコンサルテーションは3つの段階からなる。まずドメインモデルの作成と診断ルールの作成が専門家とのインタビューを通して行われる。インタビューの過程とドメインモデルの作成過程は不明であるが、専門家により入力された仮説、兆候、背景条件からドメインモデルが作られる。ドメインモデルは仮説（診断結果）、兆候（仮説の発生により生ずる出来事や状態）、条件（直接的には仮説の前兆とはならないが他の兆候の診断の際に影響を及ぼす状況内の出来事や状態）、リンク（実体間の因果関係の表現に使用）、パス（仮説と兆候を結合するリンクの特別のタイプ）の5つの実体からなり、専門家が診断で使用する概念とその概念間の因果関係をこれらの実体を用いて構造的に表現するものである。図3.1-5 にドメインモデルの例を示す。そしてこのドメインモデルから3種類の診断ルールが作成され、その後専門家とのインタビューにより各ルールに確信度が付けられる。

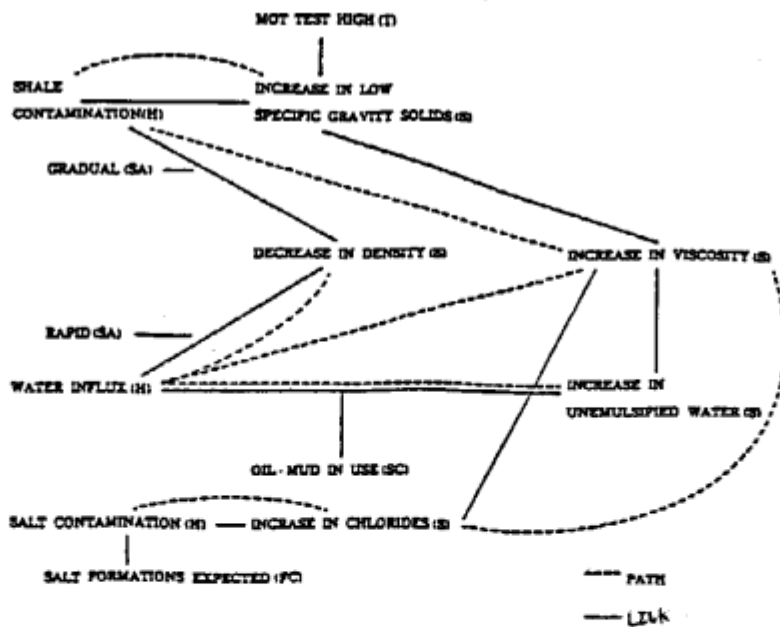


図3.1-5 ドメインモデル

次に作成された診断ルールのリファインが8つのインタビュー戦略に基づき行われる。ここで8つの戦略とは、differentiation（仮説群を区別する兆候の決定）、frequency conditionalization（仮説の発生に関する条件の決定）、symptom distinction（共通の兆候を持つ仮説群を区別するに関する特徴の決定）、symptom conditionalization（兆候の発生に関する条件の決定）、path division（ある仮説からある兆候へのパス間への新しい兆候の決定）、path differentiation（共通の兆候を持つ仮説群の区別に関する新たな兆候の決定）、test differentiation（より正確に兆候を発見する検査方法の決定）、test conditionalization（検査の精度に関する条件の決定）である。MOREはルールの不備な部分の検索を行い、より正確なルールを生成するための情報を専門家に求める。専門家は新たな実体の入力を行う。これにより新たなルールの生成、ルールのリファインが行われることになる。

最後に各ルールの確信度のチェックが行われる。MOREは適切な確信度が割り当てられていないルールの検索とその理由の説明を行い、専門家は確信度の修正を行う。そして完成したルールベースをMOREの推論エンジンにより検査することができる。

MOREの特長は不定構造である専門家の専門知識をドメインモデルを用いることにより構造化してルールベースとして抽出し、そのルールベースをインタビュー戦略と専門家の力を借りて実用レベルにリファインすることである。よってMOREを用いることで専門家は短期間に自分自身で対象領域の知識の整理、及び効率の良い信頼性の高い知識ベースの構築ができる。

3.4.2 知識獲得ツールの比較

ETS、ROGET、MOREの各ツールについて適用分野、支援レベル、方法論、入力方式、入力データ、出力データ、対象領域の先行知識、システムの発展性・適用拡張性の項目を設け比較した表3.2-1を下記に示す。各システムにおいては獲得されるルールの構成要素の概念を限定（例えば、ETSでは結論項目、特徴）することにより、知識の抽出・整理・リファインの支援を行っている。また各システムの適用分野は一般的ではなくドメインに依存したものになっている。

表3.2-1

比較項目	E T S	R O G E T
適用分野	分類作業（診断等）	診断作業（医療、故障）
支援レベル	初期知識ベース	初期知識ベース
方法論	Personal Construct Theory	conceptual structure
入力方式	システム主導、インタラクティブ	システム主導、インタラクティブ
入力データ （入力内容）	項目、項目を分離する特徴 項目と特徴間の関係度、特徴間の 相対的重要度	概念の実体名
出力データ （獲得内容）	KS-300とOPS5用プロダクション ルール、確信度	EMYCIN用プロダクションルール
先行知識	無し	概念の一般化された枠組み、 過去のインタビュー例、 概念の関係（選択的質問に利用）
発展性・ 適用拡張性	他の高次知識獲得システムのフロ ントエンド、解析部分を持つ設計 ・計画問題	他の低次知識獲得システムにより 獲得された初期知識ベースの概念 の整理、設計・計画分野

比較項目	M O R E
適用分野	診断作業
支援レベル	知識ベース
方法論	ドメインモデル インタビュー戦略
入力方式	システム主導、インタラクティブ
入力データ （入力内容）	仮説、兆候、条件、確信度
出力データ （獲得内容）	M U D用ルール
先行知識	8つのインタビュー戦略
発展性・ 適用拡張性	診断一般への拡張

[参考文献]

[Boose 84] Jhon H.Boose. "Personal Construct Theory and the Transfer of Human Expertise " AAAI-84.P27 ~33(1984)

[Boose 85] Jhon H.Boose. "Knowlrdge Acquisition Program for expert systems based on personal construct psychology" .In.J.Man-Machine Studies 23.P495-525(1984)

[Bennett 85] James S.Bennett. "ROGET A knowledge-based Systems for Acquiring the Conceptual structure of a Diagnostic Expert System" .Journal of Automated Reasoning 1. P49-74(1985)

[Kahn 85] Gary Kahn. Steven Nowlan. John McDermott. "Strategies for Knowledge Acquisition " .TEEE Trans. on Pattern Analysic and Machine Intelligence. Vol PAMI-7.No.5.P511-522(1985)

5. 知識獲得システムのイメージ

5.1 エキスパートシステム構築過程における知識獲得

エキスパートシステム構築過程における知識獲得支援システムのイメージを考えるためには知識ベース構築過程における主要な問題点を明らかにしておく必要がある。そこでまず知識ベース構築関係者（専門家、ナレッジエンジニア、ユーザ）、構築段階、構築作業のプロセス、知識ベース、獲得される知識の内容の点から簡単に知識獲得過程に含まれる重要な問題とその原因、及び解決方法を検討する。そしてその後、知識獲得支援システムの立場から有効と思われる支援方法、機能について述べる。

5.1.1 知識ベース構築過程における問題点

1) 関係者からみた知識ベース構築過程の問題点

知識ベース構築過程は図5. 1.1-1に示すように専門家、ナレッジエンジニア・ユーザの3者の間で行われる。専門家の役割はエキスパートシステムの行う専門家作業の解決に必要な専門知識をナレッジエンジニアへ分かり易く説明することと、及びナレッジエンジニアが整理・変換・リファインし直した専門知識の評価を行うことである。ナレッジエンジニアの役割は専門家からインタビューにより、専門家作業解決のための一般的で効率的な専門知識を抽出すること、及び抽出した専門知識をユーザの使用時の環境・方式・作業内容に適合する明瞭で曖昧さの無いものにするのである。インタビューの際にはナレッジエンジニアは専門家がエキスパートシェル内での専門知識の実現方法等余計なことを考え無いで済むようにしなければならず、また専門知識を使用する根拠についても専門家の手法の理解に役立つので、併せて抽出することが大切である。ユーザの役割の一つは構築されたエキスパートシステムが必要としている性能を発揮できるかを評価することである。

一般に満足のいく効率をもつ知識ベースが構築されるために専門家とナレッジエンジニアとの長期間にわたる綿密なデスカッションが必要となることが大きな問題である。これは専門家が自己の知識が未整理であり、また専門知識を旨く表現できないことと、及びナレッジエンジニアが対象領域の認識が不十分なため専門家から獲得された知識の内容が理解できないことが原因で、両者の間の意思の疎通がうまく行くようになるために時間がかかるためである。このため専門家が予め自分自身の専門知識の整理を誘導するインタビューや専門家特有の表現の理解ができるようになるために対象領域の理解を深め易いようにする支援を行うことが大切である。

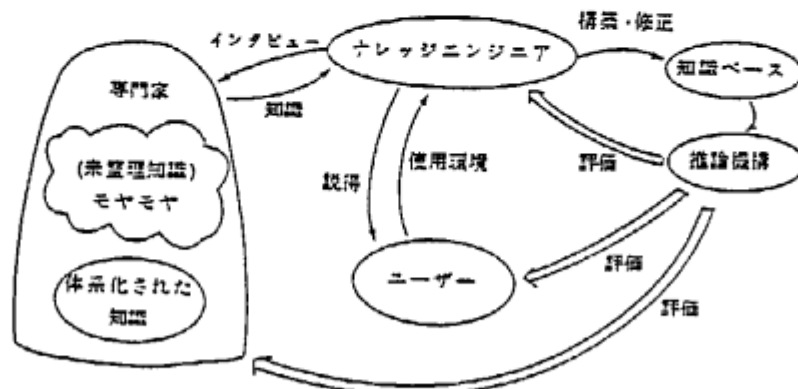


図5.1.1-1 関係者からみた知識ベース構築過程

2) 構築段階からみた知識ベース構築過程の問題点

知識ベース構築過程を大まかな段階〔Hayes-Roth 83〕に分けると図5.1.1-2のようになる。問題の確認段階にはユーザの状況の把握、問題点の確認、対象領域の情報の収集、資源の確認、エキスパートシステムの専門家作業の決定等が含まれる。概念化段階は専門家作業の解決に用いられる基本的な概念と戦略が専門家から抽出される。定式化段階では概念化段階で用いられた概念と戦略の構造の詳細化とエキスパートシェルの選定が行われる。実現段階には獲得された専門知識がエキスパートシェルの表現形式へ変換される。試験段階では専門知識のシェルによる実行結果が評価されることになる。各段階においては主として専門家とナレッジエンジニアにより適宜評価と各段階の再実行が繰返し行われて、獲得された専門知識がリファインされる。

ここでの大きな問題としては問題の確認と概念化の段階が不十分であると他の段階の作業効率に大きな影響を与えることである。これは専門家作業の設定が良くなかったことと、専門家作業の解決戦略が旨く立てられなかったことが原因である。専門家作業と専門家作業解決のための適切な戦略を明確にすることが必要で、そのためにはユーザの状況と問題点を正確に把握して専門家作業を決定し、専門家作業の解決のために必要な専門知識を抽出・整理して概念化する支援が有効である。

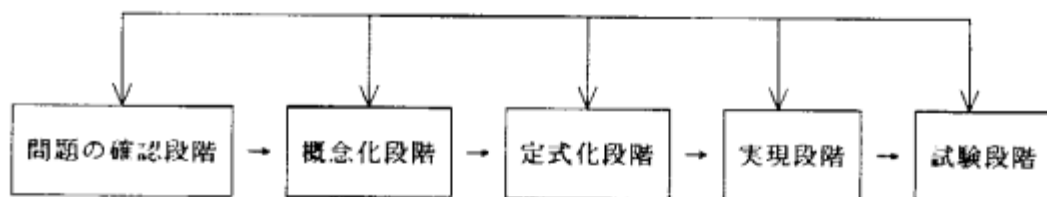


図5.1.1-2 構築段階からみた知識ベース構築過程

3) 作業プロセスからみた知識構築過程の問題点

知識獲得作業の主要プロセスの点から考えると知識ベース構築過程は図5.1.1-3のように表現される。その主要プロセスは抽出フェイズ、整理フェイズ、リファインフェイズ、変換フェイズ、評価フェイズから成る。抽出フェイズは専門家から専門知識の抽出を行うフェイズであり、整理フェイズは抽出された専門知識を専門家作業の処理に適切な体系に整理するフェイズ、リファインフェイズは抽出された、或いは整理された専門知識の矛盾・不足・冗長の修正を行うフェイズである。変換

フェイズは専門知識をエキスパートシェルに適した形式に変換するフェイズであり、評価フェイズは専門家とナレッジエンジニアとユーザの評価基準により知識ベースを評価するフェイズである。各プロセスは繰り返し実行されることになる。

各フェイズの中では抽出フェイズ、整理フェイズ、リファインフェイズが最も問題である。これは専門家特有の表現方法からの知識抽出、或いは必要な知識を完全に抽出することは容易ではないこと、抽出した知識は簡単にタスクの解決に適用可能な形式に旨く体系化できないこと、抽出された専門知識は曖昧で情報量的に不足していることが原因である。このためこれらの問題点に対しては、図・表を用いた知識の抽出方法や専門家の連想を促進するインタビュー戦略、抽出した知識の整理の途中結果・不備な点を専門家に分かり易い表現形式で示して知識の整理・リファインを行うことが有効である。



図5.1.1-3 作業プロセスからみた知識ベース構築過程

4) 知識ベースからみた知識ベース構築過程の問題点

知識ベースの点から考えると知識ベース構築過程は図5.1-4 のように表現される。知識獲得過程は初期知識ベースの作成からスタートして、満足のいく知識ベース（ユーザとナレッジエンジニアと専門家が満足できると評価した第N次知識ベース）を順次作成していくものである。初期知識ベースは専門家が問題解決に用いる概念、項目等の用語、及びヒューリスティックそのものである。このため専門家が実際に行っているように効率的かつ適確な処理を期待することはできないが、専門家作業の全体像や機能の把握、そして上記の用語や概念を明確にするための第一歩となる。専門家とナレッジエンジニアとユーザの3者の評価により知識ベースは専門知識の

付加・整理・変換・リファインが段階的に行われ、ユーザ要求に合う専門家作業の実行が充分に行える知識ベースとなる。第N次の知識ベースはさらにその性能の向上が図られて拡張知識ベースとなる。

ここでの大きな問題点は初期知識ベースの質が知識ベースの更新の効率に大きく影響を与えることである。獲得される専門知識に矛盾・不足・冗長が必ず含まれるのであるが、リファインが不十分であることが原因である。このためできるだけ質の高い初期知識ベース構築のために知識ベース内の専門知識を体系化して様々な面からのチェックを行い不備な部分の修正・削除・知識の追加ができるようにすることが必要である。

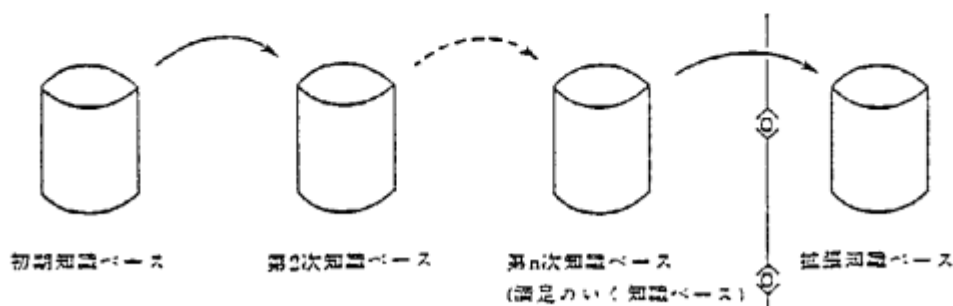


図5.1.1-4 知識ベースからみた知識ベース構築過程

5) 知識内容からみた知識ベース構築過程の問題点

獲得される知識の内容の点から考えると知識ベース構築過程は一例として図5.1.1-5のように表現される。専門知識は内容的にみると対象知識、エキスパート指向知識、メタ知識に分類できる。対象知識とはエキスパートシステムの対象とする知識のことであり、例えばテレビの診断であれば、TVを構成している部品と機能及び構成の情報がこれにあたる。エキスパート指向知識とはエキスパートシステムの作業に必要な対象についての知識のことであり、例えばTVの診断であれば、故障時のCRT画面の状態や音等がこれにあたる。これら二種類の知識を利用して部分的にエキスパート作業を実行するのが、局所的戦略知識である。例えばTVの診断であれば映像増幅器の検査手順や検査方法を表している。大局的戦略知識はエキスパートシステムの作業のトップ戦略であり、例えばTVの診断では画像・音の状態を見てどの部分から診断を行うか等を大局的に決定するための診断である。局所的戦略知識と大局的戦略知識を併せてメタ知識と呼ぶ。

ここでの大きな問題はメタ知識の獲得である。メタ知識はドメインに依存した専門家に固有の極端なヒューリスティックで表現形式、使用方法もはっきりしてい

ない。しかしながら、メタ知識は専門家と同等の実行効率をエキスパートシステムに持たせるためには不可欠のものである。メタ知識を獲得するには専門家の経験や手法を確信度のような選択指標への変換を支援することが有効である。

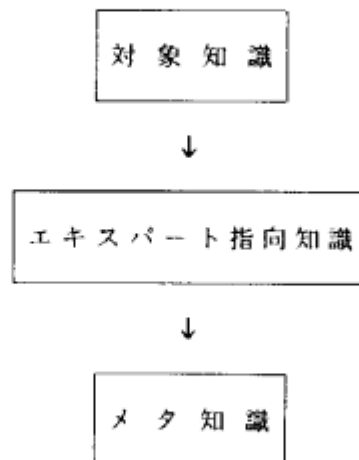


図5.1.1-5 知識内容からみた知識ベース構築過程

知識ベース構築過程にはこの他に様々な多くの問題が含まれるが、これらの問題は現在の知識工学技術では解決されていない。しかしながらETS やMORE等に見られるように部分的に適切な知識工学技術を用いればナレッジエンジニアとは異なる面で有効な支援が行える可能性がある。そこで知識獲得支援システムの立場からエキスパートシステム構築過程における支援方法、機能を考えるにあたって知識の抽出、整理、リファインの面から検討した方が上記で検討した問題点の解決方法を包含することになるので有効と思われる。そしてさらに支援方法、機能を具体的なイメージとするために対象知識とエキスパート指向知識、メタ知識の獲得過程毎に検討を進める。

5.1.2 対象知識とエキスパート指向知識の獲得

対象知識とエキスパート指向知識の大まかな性質的分類では、対象知識は、対象の正常な状態における構成要素とその要素間の因果関係であり、エキスパート指向知識は対象に故障が起こった場合の対象の診断方法である。これらの知識を専門家は厳密に区別（メタ知識も同様）して使用している訳ではない。さらに抽出された知識はそのままでは形式的にも内容的にも知識ベースとして使用するには不十分である。

そこで対象知識とエキスパート指向知識を獲得するために知識を獲得するステップ、抽出方法、整理方法、リファイン方法をシステムの支援の立場から必要な機能を検討する。

1) 獲得ステップ

対象知識とエキスパート指向知識の質的な相違により、エキスパート指向知識より対象知識を先に獲得したほうが効率がよい。また対象知識も実体、概念とでは獲得方法は異なる。このため対象知識とエキスパート指向知識を効率良く獲得するステップは下記の図5.1.2-1 のようになる。

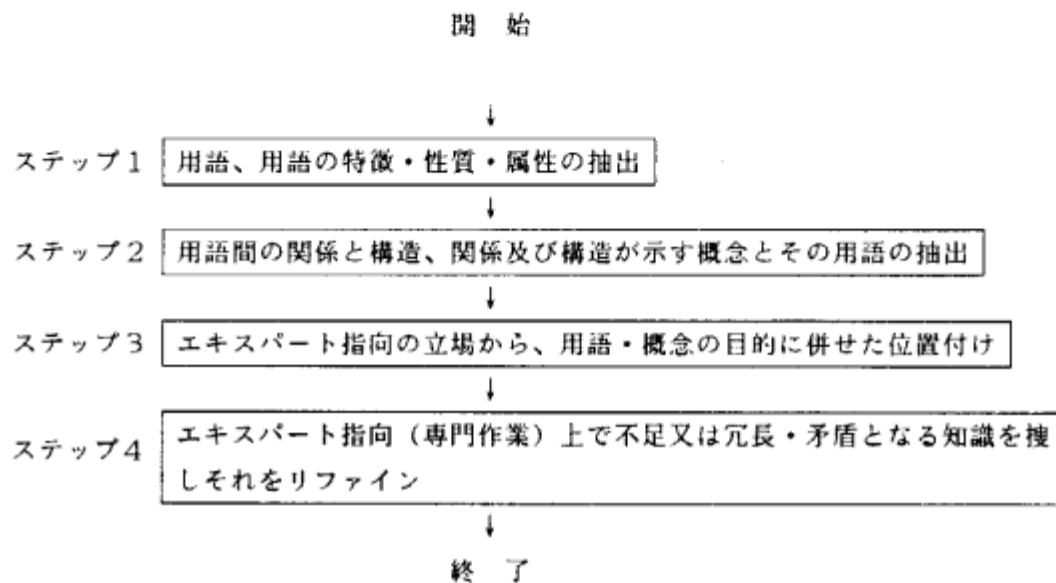


図5.1.2-1 対象知識とエキスパート指向知識の獲得ステップ

この作業では、ステップ1と2が対象知識を中心とした抽出であり、ステップ3がエキスパート指向知識の抽出（当然このステップで新しい用語等の追加もある）である。

ステップ1で抽出された専門家の用いる用語とその特徴・属性等から専門用語と共に基本的な概念が抽出される。次にステップ2において主として基本概念の構造と概念間の因果関係、概念の定義等が抽出される。そしてステップ3で専門家作業の解決のための概念の使用方法が抽出され、ステップ4により抽出された各知識のリファインが行われることになる。これらのステップは繰返し実行される。これら

のステップ選択をインタビューの内容によってシステムが制御できれば、対象知識とエキスパート指向知識を効率的に抽出することができる。

2) 抽出方法

対象知識とエキスパート指向知識の抽出方法については抽出される知識の内容の質が違っただけで抽出の手法自身は同じと考えられる。よって、抽出フェイズは共に図5.1.2-2で示されるようになる。

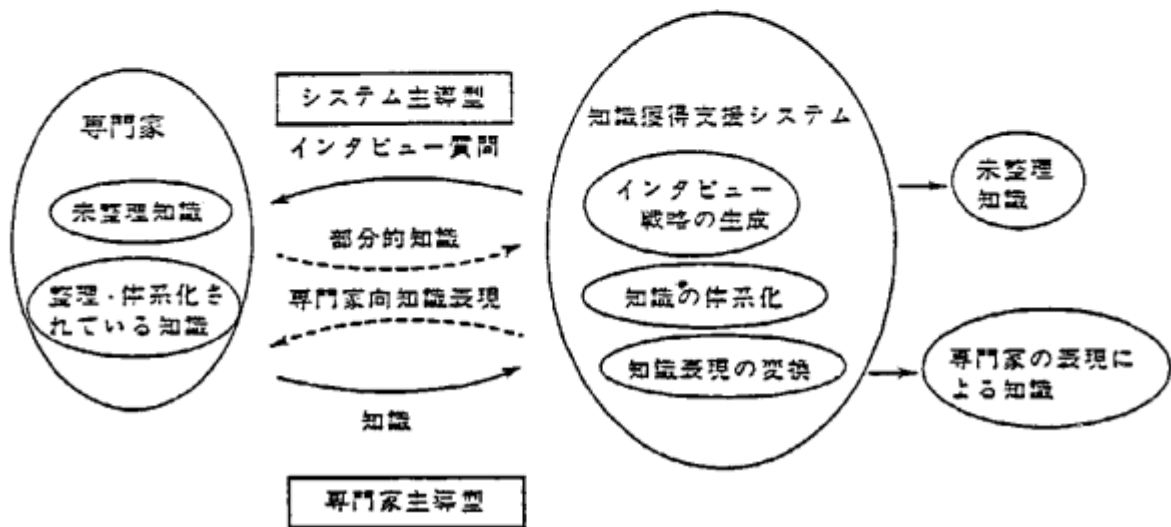


図5.1.2-2 知識抽出フェイズ

専門家の持つ知識は断片的であるが、部分的に体系化された知識もある。未整理の知識と整理された知識とでは当然知識獲得の方法が異なる。未整理知識については知識獲得支援システムが主導権を持って積極的に専門家から知識を抽出しなければならないし、一方整理された知識に対しては専門家が容易に入力出来るような支援をシステムは行うべきである。そこでシステムの用意する抽出方法は下記の二つが考えられる。

- ① システム主導型抽出方法
- ② 専門家主導型抽出方法

まずシステム主導型抽出方法について、この場合には抽出のための質問（インタビュー質問）の生成が重要である。専門家に連想を起こさせたり、答えの内容を必

要とする知識へ誘導しなければならない。つまりインタビュー戦略を立てる機能が必要となっている。そのためインタビュー戦略は人間の持つ心理的構造に感応する様に立てなければならない。連想の誘導において重要な機能には、必要な知識・情報を思い起こすことと、思い起こした知識から関係知識を次々に連想させることと、視点（focus、必要な知識から免れて無関係な連想を起こさないようにする）の誘導制御の機能がある。心理的な方法としてはGeorge KellyのPersonal Construct TheoryがETSに利用されている。日本の情報整理方法としてKJ法、NM法、ZK法等の想像の方法論が利用できる可能性がある。また此の際に専門家から得られる知識は断片的かつ部分的であり、これらを体系化する機能が必要である。当然体系化が効率的に行えるようにインタビュー戦略は立てられるべきである。同時に獲得された知識を整理・体系化して図や表に変換して表示することも専門家自身による知識の整理と連想を促すことになりインタビューを効果的にするために有効な機能と考えられる。

次に専門家主導型抽出方法では抽出される知識の人力方法が問題となる。専門家はその分野における特有の知識表現や情報整理方式を持っているのが一般的であり、例えば、それらはFTA（Fault Tree Analysis）、ポートフォリオ（株価の整理）、PERT図（計画の表現）、因果関係表（故障関係等）である。その全ての表現を解釈する機能を知識獲得支援システム内に持たせられれば、体系化された知識の獲得は簡単になるが、現時点においてはその実現は容易ではない。しかしながら、これらの表現は簡略化することにより、表・木構造・ネットワーク図等のより一般的な図式で表すことが可能である。そして専門家がその一般図式に意味付けを行えるようにすることで、専門家の体系化された知識を抽出することができる。そのためには強力なグラフィック機能が必要と考えられる。

(3) 整理・リファイン方法

抽出された未整理知識のみならず整理・体系化された知識も知識獲得支援システムから見ると、十分に整理されているとは言えない。つまりエキスパートシェルの知識ベースとして利用するためには、専門家の持つ知識表現（通常は一種類ではない）を一種類の知識表現又は、幾つかの役割の知識表現に変換しなければならない。専門家とシステムの知識表現間の差を埋めためにもう一度体系化（整理）をやり直す必要がある訳である。さらに専門家が整理・体系化している知識と思い込んでいてもまだ矛盾・不足・冗長性が残っている場合もあり、整理・リファインが必要になる。整理とリファインは共に密接な関係にある。ため一緒のフェイズとして考えると図 5.1.2-3 に示すようになる。

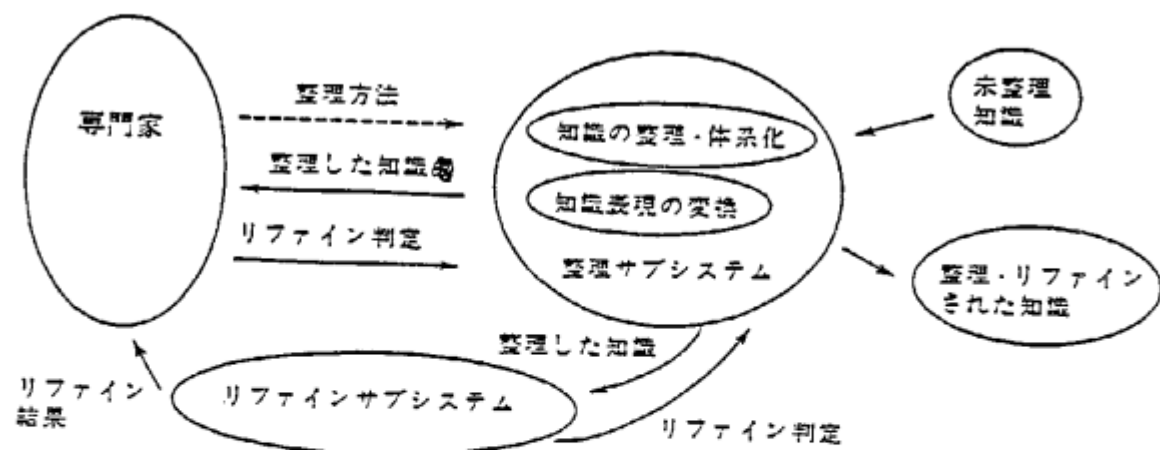


図5.1.2-3 知識整理・リファインフェイズ

知識の整理方法としては経験的なアルゴリズムや予めシステムに用意された一般化された枠組みに基づき表・木構造・ネットワーク図等のビジュアルな図式で知識を整理するのが、一般的であり、有効と思われる。現在のエキスパートシステムにも知識表現の相互関係を木構造で表せるものもある。

リファインの方法には整理された結果をリファインサブシステムにより支援する方法が有効と思われる。リファインサブシステムは予め知識ベースの使用目的（エキスパートシステムの対象作業）に合わせてその作業に必要な条件を持つ必要がある。例えば、診断エキスパートシステムの知識ベースにおいて、ある兆候から導かれる故障箇所（仮説）が複数ある場合は故障箇所を（極力）一意に決定できるような知識の追加が必要とされる。この知識の不足を検出してそれを詳細に説明して修正を支援することがリファインサブシステムに必要な機能である。

5.1.3 メタ知識の獲得

メタ知識の獲得の場合も上述の対象知識とエキスパート指向知識の獲得と同様の機能・作業が必要である。ただメタ知識がエキスパートシステムの対象作業に強く依存している点が異なる。メタ知識はエキスパート指向知識と混同されており、またその属性も短絡的で曖昧なため抽出するのは容易ではない。しかしながら、診断問題では、取り扱う解の空間が大きくないために、診断木の探索問題に置き換えられる。（ただし、問題によってはill-structuredな問題である医療診断等探索問題に容易に置き換えられない場合もある。）そのため診断木の探索問題に置き換えられる問題ではメタ知識の獲得は診断木の探索方法の獲得になり、獲得ステップは下記の図5.1.3-1 のようになる。

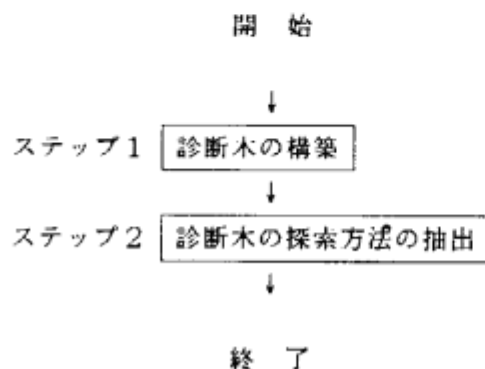


図5.1.3-1 メタ知識の獲得ステップ

ステップ1は先の対象知識とエキスパート指向知識の抽出であるが、このステップにおいてメタ知識の抽出も行われることが充分考えられる。このためメタ知識を削除した対象知識とエキスパート指向知識からなる明瞭で曖昧さの無い診断木を作成する機能が整理・リファインフェイズに求められる。

ステップ2において抽出される探索方法には木をどのように辿るかで色々な方法がある。辿り方には縦型探索 (depth-first search) と横型探索 (breadth-first search)、前向きと後ろ向き推論、探索分岐点での選択方法 (選択の評価として順序固定、確信度・貢献度等指標演算順位付け等がある) の違い、特定個数解と全解探索等のように種々の方法の組み合わせが考えられる。そして獲得されるメタ知識としては下記の二種類が考えられる。

- ① 専門家の探索方法
- ② システムの用意している探索方法の組み合わせ

これらの獲得方法はしかしながら、共に診断木の探索における選択指標と指標演算処理方法（複数の指標から単一指標へのマッピング方法、ソーティング方法等も含む）は専門家から抽出してリファイン（指標パラメータチューニング）しなければならない。このため前述した抽出・整理・リファインの方法に加えて、専門家によって与えられる選択指標の値の割り振りが知識ベース内で相対的に適当であるかを支援する機能が必要である。

5.2 知識ベースの管理と高機能化における知識獲得

知識獲得のフェイズは上記に述べたように、（抽出・整理・リファイン・変換・評価）フェイズと（知識ベース管理・学習）フェイズに分けられる。前者が知識ベースを無から組み上げる作業を行うフェイズであるのに対して、後者は既に作られた知識ベースに新しい知識を追加したり、知識ベースの内容を修正したり、知識の解釈を拡大／適性化するフェイズである。本節では、後者の（知識ベース管理・学習）フェイズについて述べる。また、エキスパートシステムのユーザに対応するために、どのような知識を知識ベースに追加する必要があるかを示す。

5.2.1 知識ベース管理とユーザモデル

知識ベースは必要に応じて更新されうるオープンなシステムである。知識ベースの更新は、エキスパートシステムがその対象とする問題について適切な解を導き出せなかった場合やエキスパートシステムの対象領域が変化／拡張された場合に行われる。既存知識ベースと追加される知識の性質の点から無矛盾性の維持のために行われる作業を次の表（表5.2.1-1）に示す。

知識ベース管理作業	追加知識の性質	既存知識ベースの性質
単に知識を追加する	正しい	正しい（修正の必要がない）
知識同化 (assimilation)	曖昧	正しい（修正の必要がない）
知識調節 (accomodation)	正しい	（修正の可能性あり）
正当性の管理 (truth maintenance)	曖昧	（修正の可能性あり）

表5.2.1-1 知識ベースの無矛盾性管理

この表において一番望ましいのは、追加知識と既存知識ベースの両方が正しく（修正の必要がなく）知識の追加が容易に行える場合である。追加知識が曖昧な知識（assimilation-type knowledge）である場合に、知識ベースに無矛盾に知識を追加することを知識同化と言う。また、確かな知識（premise-type knowledge）を知識ベースに追加することによって既存の知識を無矛盾に修正することを知識調節と言う。ホーン節形式の知識に対して、Prologのメタプログラミングを用いて知識の同化と調節を行う一方法が報告されている〔北上86〕。エキスパートシステムの知識ベースにおいては、追加知識と既存知識ベースの両方に修正の可能性がある場合がある。つまり、推論処理の結果が知識を追加することで変わってしまうことが

ある、非単調な推論が行われる場合である。知識ベースに正当性を管理させるには TMS (Truth Maintenance System) が必要であり、複数の仮説 (どの知識が正しい分からない場合など) にも対応できるようにするには、ATMS (assumption based TMS) が有効である [De Kleer 85]。ATMS をエキスパートシステムの知識ベース管理に利用した場合、何を仮説にするかを決めなければならない。たとえば、知識ベース内の曖昧な知識 (追加された知識を含む) を仮説とすることが可能である。この場合、推論結果は複数得られることになるが、各結果はそれを支持する仮説集合及び事実と共に得られる。ATMS が出力する正当性情報 (ノード: node) の一例を次に示す。

```
ノード      データ      ラベル (仮説集合)
node: < result    { {Hypo1, Hypo2} }
      { (fact1-node, Hypo2-node) } >
      正当性 (ジャスティフィケーション)
```

result は推論結果であり、{Hypo1, Hypo2} はその result を導いた推論過程に表われるラベル (仮説集合) である。{fact1-node, Hypo2-node} は result を直接導く情報 (正当性) である。一般には、この様なノードが沢山 ATMS によって作られる。ノードには2種類ある。それは推論処理の最終結果と中間結果である。エキスパートシステムのユーザにとって必要なのは最終結果であるが、ユーザにこのノードをそのまま示すわけにはいかない。仮説検定などの機能を利用してユーザに必要な最終結果のみ選択・提示することが必要である。また、知識ベース内で何を仮説とするかの機構 (仮説管理) が必要である。知識調節の場合にも、非単調な推論となることがある。この場合には、確かな知識を追加することを仮定しており、知識が不足している知識ベースでの推論結果と知識追加後の推論結果の違いが問題となる。知識が不足している状態での推論には、Default Reasoning [Reiter 80] や Circumscription [McCarthy 80] が有効である。

次に、ユーザモデルに対応する為に必要な知識について述べる。ユーザモデルと専門家の知識ベースのギャップ (差) には、質・量的なものと形式的なものがある。形式的なものには、表形式の入出力、単語の入出力、選択による入出力、部分入出力、一括入出力、入出力の順序などの違いの差がある。形式的な違いの大部分は、形式間の変換を行う機構で対応できる。しかしながら、入出力の順序を入れ換える場合は、専門家の作業順序を換えることに対応し、一対一、及び一対多間の (概念) 変換が必要である。たとえば、幾つかのデータの様相を代表的表現 (一つの言葉) で入力したり、複雑なデータ構造を簡単な表現で示すことが必要である。つまり、

データ・アブストラクション（双方向の変換）が必要である。概念間のデータ変換では、概念関係を表す知識が必要とされる。この知識は、専門家から収集すべきものであり、知識獲得の対象となる。ユーザモデルと専門家知識ベースの差を図5.2.1-2に示す。

<質・量的な差>	<形式的な差>
定量的<===>定性的 多量 <===>少量 正確 <===>曖昧 抽象的<===>具体的 複雑 <===>単純 概略 <===>詳細 包括的<===>部分的 説明・ガイドの有無など	一括的・表的<===>部分的 順序入出力 <===>ランダム 値入出力 <===>領域値入出力 数値 <===>単語 Yes/No <===>Yes/No/Unknown 選択的 <===>直接的 最終結果表示<===>中間結果表示 など

図5.2.1-2 ユーザモデルと専門家知識ベースの差

5.2.2 学習と高次推論

現在のエキスパートシステムが取扱えない知識の処理を可能とする推論や効率的な推論を高次推論と呼んでいる。種々の推論方法が研究されているが、知識獲得のシーズとして有望な高次推論については第2章で述べた。高次推論はそのままでは現在のエキスパートシステムの知識として利用できないものを、高次推論処理により、利用できる知識に変換する。この処理は知識獲得に利用可能である。

学習による知識獲得では、知識解釈の拡大／適正化が行われる。知識解釈拡大とは、知識の一般化や類推により異なる事象に適用することなどを言う。知識解釈の適正化とは、一般的な知識を特殊化したり、知識の使われ方を制御するメタ知識を生成・修正することなどを言う。学習アルゴリズムは、それ自身が知識解釈の拡大／適正化として仮説（知識）を生成し、その仮説を検証することにより新たな知識を生成する。この場合、仮説の生成よりも仮説の検証の方が難しい。エキスパートシステムにおいては、2種類の検証が必要である。ひとつは知識ベース内における無矛盾性の検証であり、もうひとつエキスパートシステムを実際に専門家作業に使用してその知識の正当性を検証する方法である。仮説検証の難しさは、検証に使用するデータ（専門家作業例など）の準備と良い検証方法を探すことにある。たとえば、Explanation-Based Learning [Mitchell 84][渡辺 86]では、ある専門家の作業から、そこで使用された知識を抽出し、それを一般化した知識を生成（仮説生成）

して、その知識をその専門家作業に適用し、うまく適用（説して、その知識をその専門家作業に適用し、うまく適用（説明）できた場合（仮説検証）にその知識を学習（知識獲得）したことにする。この場合にも仮説の検証はある専門家作業のみ基づいて検証されているため、他の専門家作業に適用した場合、不都合が生じる可能性がある。つまり、完全な検証を行うのは非常に難しい為、学習アルゴリズムをエキスパートシステムに利用するには前述のATMSによる知識ベース管理との併用が必要である。

図5.2.2-1 に学習による知識獲得のプロセスを示す。学習アルゴリズムが生成した新しい知識の候補は学習アルゴリズム自身が検証するか、専門家が検証する。検証済みの知識は知識ベースに追加され知識獲得は終了する。



図5.2.2-1 学習による知識獲得

5.3 知識獲得の支援システムの構想

知識獲得の抽出・整理・変換フェイズに焦点を当てた知識獲得支援システムのイメージについて述べる。第4章で紹介した既存システムも抽出・整理・変換フェイズを中心に開発がなされている。前節で述べた学習機能（高次推論も含む）については、その機能の一部（仮説生成）を取り込むことを提案する。知識ベース管理については、ATMSによる管理方法を提案する。

5.3.1 基本機能イメージ

基本機能イメージを箇条書きで述べる。

※＜対象とするエキスパート作業＞

解析型問題を対象としてシステムを開発し、その評価を通して知識獲得の基本機能を解明する。その後、合成型問題への拡張を試みる。Well-structured と規模のあまり大きくないIll-structuredな問題を対象とする。

※＜知識獲得の抽出フェイズにおける機能＞

Ill-structuredな対象に対しては、知識の構造化を目的とする戦略をとる。こ

れは、E T S [Boose 84]で利用されているPersonal Construct Theory やK J 法 [川喜多 83] などの知識抽出方法を利用する。Well-structured な対象に対しては、専門家主導型となるように、専門家が普段使用する図的知識表現をマンマシンインターフェイスとしてサポートする。

※＜知識獲得のフェイズにおける機能＞

獲得した知識間の関係を表示することにより専門家自身が知識体系に矛盾や不足などを見出し、知識ベースの整理を行えるようにする。対象とするエキスパート作業のメタ知識（たとえば、診断作業であれば、“微候から故障箇所を特定化する”）が満足するように知識の整理を行う（たとえば、“ある微候から故障箇所を特定化出来ない場合”に“故障箇所を特定化する条件や知識を専門家に求める”）。

※＜知識獲得の変換フェイズにおける機能＞

現存のエキスパートシェル（シングルパラダイム、マルチパラダイム）の知識表現に変換する機能が必要である。将来的には、高次推論を持つエキスパートシェルへの知識表現の変換や高次推論をサポートしないシェルのためのメタ知識の生成も必要である。

※＜知識獲得の学習フェイズにおける機能＞

帰納推論や類推などの学習アルゴリズムにより、新しい知識の候補を生成し、その候補（仮説）を専門家に示して検証の支援機能をサポートする。将来的には、仮説の検証の機能もシステムに取り込む必要がある。

※＜知識ベース管理フェイズにおける機能＞

無矛盾維持のためのメタ知識がある場合には、その知識に従って知識ベースを管理する。そのようなメタ知識を十分に準備出来ない場合には、前述のようにA T M S による知識ベース管理機能を必要とする。

5.3.2 基本構成イメージ

まず、各コンポーネントの基本作業を述べる。

・知識表現インターフェイス：専門家から対話的に知識を収集する為のマンマシンインターフェイスである。対話的にガイドや質問を出力し、断片知識を収集したり、構造的な知識（専門家特有の知識表現）を表などの図的な形式で収集する。

・知識抽出サブシステム：Ill-structuredな対象には、知識収集の為のガイドや質問を生成し、断片的に知識を収集する。また、Well-structured な対象には、専門家の利用し易い知識表現の構築その表現による知識の収集を行う。

・知識整理・リファインサブシステム：抽出した知識を整理・体系化する。また、それを専門家に表示することにより、リファインの支援を行う。また、専門家の作業に対して、利用される知識の不足や修正の必要を検出し、知識抽出サブシステムと共に、専門家から新たな情報を収集する。

・知識変換サブシステム：整理・体系化済みの知識ベースをエキスパートシェル向きの知識表現（ルールやフレームなど）に変換する。

・知識評価サブシステム：エキスパートシステムの推論機構として働き、動的な知識ベース評価をサポートする。（エキスパートシェルの推論機構の流用も可能。）

・知識ベース管理サポートシステム：知識ベースの正当性管理の為に、ATMSを利用した多重世界の管理をサポートする。

・知識学習サブシステム：帰納推論や類推などにより、生成された仮説とその仮説の検証をサポートする。専門家が検証を行えるようにした機能が必要。

知識獲得支援システムの構成イメージを図5.3.1-1 に示す。

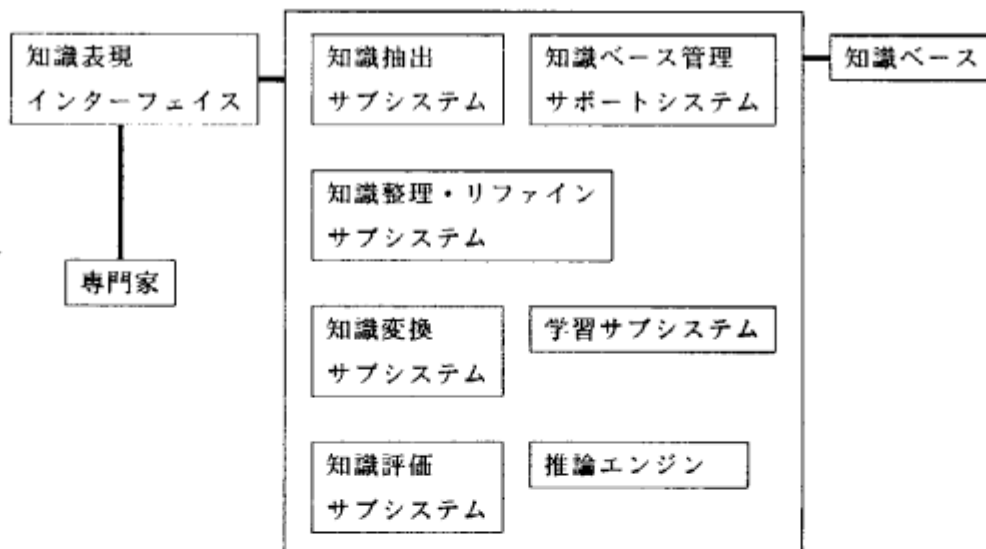


図5.3.1-1 知識獲得システムの構成イメージ

5.3.3 知識獲得戦略の方法

<Ill-structuredな対象の場合>

◎抽出・整理の方法

対象とする問題の基本要素（診断であれば、徴候やテストなどの診断一般に使われる語彙や概念）をあらかじめ用意し、それをガイドや質問の生成に利用する。または、KJ法などの知識整理方法により、対象の知識構造を整理・体系化する。知識獲得の基本戦略はボトムアップであり、知識の断片を組み立ての基本となる知識構造をもたせておく。知識の抽出はシステム主導で行い、整理方法はシステムが提供する。整理作業は、システムと専門家が協力して行う。

◎変換・評価の方法

抽出された知識はもともと断片的である為、断片的な知識表現であるルール型知識への変換は困難でないと考えられる。評価は推論機構により、変換された知識を実行することにより行われる。対象がよく分らない為、評価をシステムに委せることは難しい。よって、評価の主体は専門家となる。

◎学習の方法

獲得された知識は局所的な断片から構成されている可能性がある。つまり、知識が特殊化されている可能性が高い（一般化しすぎている場合もある）。そこで、知識解釈の適正化が必要である。学習仮説の検証は評価作業同様に専門家が行うのがよい。

<Well-structured な対象の場合>

◎抽出・整理の方法

対象の知識表現は専門家が決める。専門家とシステムはその表現の意味付けを行う。専門家の知識表現により、収集された知識はシステムまたは、専門家の指定した整理・体系化方法で整理し、専門家が主体となって知識を整理する。

◎変換・評価の方法

抽出された知識はうまく構造化されているはずである。構造化ずみの知識の変換対象知識にはフレーム型知識が向いていると考えられる。評価方法をシステムに持たせることは可能であるが、基本的には専門家が最終評価を行えるようにしなければならない。

◎学習の方法

獲得された知識はうまく整理・体系化されているはずである。つまり、目的とする知識ベースの完成度を上げるのに学習に頼るよりも、評価を充分に行う方法がよい。（学習を抽出や整理に利用することも考えられるがここでは議論しない。）

5.3.4 知識表現インターフェイス

知識表現の為のマンマシンインターフェイスには、2種類の必要とされている特徴がある。ひとつは、Well-structured な対象知識に対して、専門家が自分の通常作業で使用している表現を利用出来る機能を持つことである。もうひとつは、専門家の断片知識から構築したIll-structuredな対象知識に対して、専門家が再確認出来る機能を持つことである。専門家はその作業対象とする領域知識を構造化された表現で表すことが多い。たとえば、診断作業でのF T A (Fault Tree Analysis) 表現がある。また、現在のエキスパートシェルにみられるように、知識の依存関係などをネットワークグラフや木構造で表すインターフェイスは知識の整理やリファインに非常に有効である。つまり、知識の入出力には、図的知識表現インターフェイスが有効と考えられる。また、専門家の知識表現は、自然言語で表されているのが一般的である。自然言語のインターフェイスサポートは、この主のシステム（ユーザと知的な情報交換を行うシステム）には、是非とも必要である。

◎図的知識表現インターフェイス

図的な表現としては、次に示すものが候補として挙げられる。

(1) 表 (Table、基本的に2次元の表) : 2種類の概念項目の集合と、その集合の要素間の関係 (因果関係) を表現したり、いくつかの概念項目とその属性値を表現する。

(2) 木構造 (Tree) : 関係を表す木構造やAND/ORツリー、構造の階層表現などを表現する。

(3) ネットワーク (Network) : 関係や遷移を表すことが出来る。

(4) ダイアグラム (Diagram) : 物の構造や接続関係などを表すことが出来る。

次に、図的知識インターフェイスをサポートとするサブシステムについて説明する。

※＜意味付けサブシステム＞

上記に挙げた表現は色々な用途に利用される。つまり、表現が同じであっても、意味が異なって利用される場合がある。そこで、表現とその表現内の要素について意味付けが必要である。このような作業を支援するのがこのサブシステムである。(意味付け内容については、種々の実例を検証してその方法を確立する必要がある)

※＜表現変換サブシステム＞

幾つかの表現で入力された表現間の整合性をとったり、別の表現で表すことにより知識を整理・リファインすることを支援できる。また、知識ベースの知識を表示する際にも、表現の変換が必要である。このような作業を支援するのがこのサブシステムである。

※＜図表示サブシステム＞

いわゆるグラフ生成ルーチン群である。

◎自然言語インターフェイス

一般に、自然言語理解には、膨大な辞書を必要とする。辞書の作成と知識獲得とは別の作業として行う必要がある。MCCのCYCプロジェクト[Lenat 88]では、約400項目を百科事典から選びそれを体系化し、その体系に合わせて百科事典の残りの知識をCopy&Edit法により知識ベース化する計画である。この方法により一般知識を知識ベース化した後、一般知識を使つての類推により知識獲得を行うことが出来る。このプロジェクトは10年計画であり、多大な作業量を必要とする。このような知識を無から作るよりも、既存または他のプロジェクトで開発された辞書や言語処理系を利用することが望ましい。言語処理ツールとしては、LTB(Language Tool Box)がICOTを中心に開発されており、これを利用するのが適当である。LTBはDUALS(Discourses Understanding System)[向井 85]やCIL[向井 86]の成果から一般的な言語処理分を抽出・洗練した言語処理系である。また、辞書についても、ICOTや日本電子化辞書研究所で開発中の辞書を利用することも考えられる。制限日本語の利用や簡易辞書作成ツールなどを開発する方法もある。具体的には、LTBの応用と対象を絞った領域一般辞書の作成が適当である。

〔参考文献〕

- [Hayes-Roth 83] Frederick Hayes-Roth, Donald A. Waaterman, and Douglas B. Lenat (eds.): Building Expert Systems, ADDISON-WESLEY PUBLISHING COMPANY, INC. pp127-149(1983)
- [北上 86] 北上他(測博監修): 知識の学習メカニズム(pp23-51)、共立出版(1986)
- [de Kleer 86] Johan de Kleer, "An Assumption-bases TMS", Artificial Intelligence 28, pp127-162(1986)
- [Reiter 80] Reiter, R: A logic for default reasoning, Artificial Intelligence Vol.13, pp81-132(1980)
- [McCarthy 80] Circumscription-A Form of Non-Monotonic Reasoning, Artificial Intelligence Vol.13, Special Issue on Non-Monotonic Logic, pp27-39(1980)
- [Mitchell 86] Mitchell, T.M. et al. "LEAP: A Learning Apprentice for VLSI Design," Proc. of IJCAI'85, pp673-680
- [渡辺 86] 渡辺、岩本、山之内、松田: VILLA: VLSI 設計知識獲得システム、信学会、人工知能と知識処理研究会資料、A186-1(1986).
- [Boose 84] Jhon H. Boose, "Personal Construct Theory and the Transfer of Human Expertise" AAA-84, pp27-33(1984)
- [川喜多 83] 川喜多他(日本創造学会編): 創造の理論と方法-創造性研究1 (pp162-1759)
- [Lenat 86] Lenat, D., Prakash, M., and Hefhard, M. CYC: Using Common Sense Knowledge to Overcome Brittleness and Knowledge Acquisition Bottlenecks, THE AI MAGAZINE, Vol.6, NO.4, pp65-85 (1986)
- [向井 85] 田中、向井他: 状況意味論に基づく談話理解システム DUALS, 自然言語処理研究会50-6&50-7(1985)
- [向井 86] 向井他(測博監修): 自然言語の基礎理論 (pp.183-1969、共立出版(1986)