



| | |
|--------------|---|
| Title | 説明機能と知識獲得支援機能(2) |
| Author(s) | 山口, 高平 |
| Citation | 大阪大学大型計算機センターニュース. 1986, 60, p. 29-56 |
| Version Type | VoR |
| URL | https://hdl.handle.net/11094/65677 |
| rights | |
| Note | |

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

説明機能と知識獲得支援機能（２）

大阪大学産業科学研究所 山 口 高 平

1. はじめに

エキスパートシステムの性能は、知識ベースの質・量に大きく依存する。すなわち、対象領域の専門知識が質・量ともにどれだけ十分に知識ベース中に蓄えられているかで、エキスパートシステムの問題解決能力は決定されると言える。しかしながら、対象領域が少し複雑になると、専門知識が不明瞭になったり、後々にどうしても修正が必要となる。このため、完全な専門知識の分析・抽出・移行は困難な作業となり、知識ベースの構築はどうしても段階的にならざるを得ず、これらの作業の効率化が問題となってきた。このような背景から、これらの作業を支援する知識獲得支援機能への関心が現在非常に高まっており（IJCAI 85 では、知識獲得のセッションで席を”獲得”するのが一苦勞であった）、知識獲得支援機能を備えるシェルもいずれ登場してくると考えられる。

この知識獲得支援機能を眺めてみると、初期の研究においては、専門家から新しい知識を入力してもらいその知識を表層レベルでチェックする技法が中心であったが、最新の研究においては、システム自身が知識を生成し専門家と協力しながら専門知識を洗練化するアプローチも出現してきた。そこで本稿では、知識獲得支援機構の研究の先駆けとなった、浅い知識のメタレベル知識を知識獲得支援に利用したシステムである TEIRESIAS について評述し、その改良版と考えられる SEEK および MORE で採用されている技法について言及する。さらに、今後の研究動向が注目されている「深い知識を利用した知識獲得支援機構」において中心的課題である「ルールの自動生成機能」について、MDX を例にとり説明し、最後に、その生成課程を管理する機能を兼ね備えた Dipmeter Advisor で採用されているアプローチを紹介する。

2. TEIRESIAS におけるアプローチ

TEIRESIAS[1] は、MYCIN（感染症診断エキスパートシステム）のプロジェクトの一貫として、専門家からの新しい診断ルールの獲得支援システムとして開発された。TEIRESIAS の特徴は、システムが詳細レベルの事項を処理することにより、専門家は会話を通して概念レベルの事項に専念できることにあり、以下の２つのメタレベル知識によりこの機能を実現している。

- ルールモデル

類似ルール群の前提部および行動部に見られる規則性（共通して現われる事柄）
を記述したメタレベル知識

- データ構造スキーマ

概念を記述したメタレベル知識

2.1 ルールモデルによる知識獲得支援

まず、会話例を通してルールモデルによる知識獲得支援を説明する((1)-(10))。

システム：私の治療上の推奨は、以下の通りである。

感染症－１は、原発性菌血症である。

〈項目－１〉 大腸菌

〈項目－２〉 緑膿菌

システム：これらの原因菌の種類判定は正しいか？

専門家：** 誤っている

(1) ここでTEIRESIASが起動される。すなわち、専門家が機能プログラムの誤り（誤った結論、役立たない質問）を発見した時、TEIRESIASは起動される。この後、実行プログラム（この場合MYCIN）を停止させ、焦点を合わす（誤りを一意に決める）処理が行われる。

システム：推定にもれている種類があるか？

専門家：** ある

システム：何がもれているか？

専門家：** 肺炎桿菌、非ミラビリス変形菌

システム：結論に不適當な種類の菌が含まれているか？

専門家：** 含まれている

システム：どの種類の菌が不適當か？

専門家：** 緑膿菌

システム：次にどうするか指定せよ

- 1] あなた自身が問題の原因を調べる
 - 2] 私が虫取りをすることを手伝ってくれる
 - 3] 今はこのままにしておき、後で修正する
- 1, 2, 3のうちから選択せよ。

専門家：** 2

(2) TEIRESIASは、この様に3つのモードがある。

- 1] → 説明機能（ WHYおよびHOW コマンドを使って、専門家が推論過程を調べる ）
- 2] → 知識獲得支援機能
- 3] → バグ記録ファイルに記録され、システムプログラマによって定期的に調べられる。

(3) 2] を選択した所で、実行プログラムの制御構造の解析が以下の手順で行われる（この解析用の知識も一種のメタレベル知識であると考えられる）。

STEP1 実行されたルールの結論に誤りがある。

STEP2 実行されなかったが、実行されるべきルールが存在した。

STEP3 あるルールが実行されたが、実行されるべきではなかった。

STEP4 ルールベース中に、ルールが不足していた。

システム：次の規則が菌1の種類を緑膿菌と推定するために用いられた。

規則 184

もしも

- [1.1] 菌1の属するカテゴリが不明で
- [1.2] 菌1のグラム染色性が陰性で
- [1.3] 菌1の形状が棒状で
- [1.4] 菌1の好/嫌気性は適応的である。

ならば、そのとき、

菌1が緑膿菌である弱い根拠がある （確信度 0.3）

この規則は正しいか？

専門家：**正しい

システム：この症例では、この規則の条件は成立しないのか？

専門家：**成立しない

システム：どの節が成立しないのか？

専門家：**節 1.1

- (4) 実行プログラムの制御構造を解析することによって、規則 184 は、実行されるべきではなかったことが判明し、菌 1 のカテゴリの決定ができなかったことがおかしいと TEIRESIAS は判断する。

システム：菌の属するカテゴリの決定が可能か？

専門家：**可能である

システム：どのカテゴリと決定できるか？

専門家：**腸内細菌属

システム：菌 1 の属するカテゴリが腸内細菌属であることを推定する規則はどれも起動されなかった。以下の規則は、[**] の付けられた節が成立しなかったために起動されなかった。

- (5) ここでも、実行プログラムの制御構造の解析用の知識が適用され、STEP 3 が実行されて、上記の内容が導かれた。

規則 116

もしも

- 1] 菌 1 の種類が不明であり
- [**] 2] 菌 1 のグラム染色性が不明であり
- 3] 菌 1 の形状が不明であり
- 4] 検体採取部位が髄腔であり
- 5] 感染症が髄膜炎であり
- 6] Albert Hall の年齢が 2 ヶ月以下である

ならば、そのとき、

菌 1 の属するカテゴリが腸内細菌族である弱い根拠がある（確信度 0.33）

規則 050

もしも

棹

- 1] 菌 1 の形状が桿状であり
- 2] 菌 1 のグラム染色性が陰性であり

3) 菌 1 の好 / 嫌気性が適心的であり

[**] 4) 菌 1 による感染症が院内感染である

ならば、そのとき、

菌 1 の属するカテゴリが腸内細菌族である根拠がある (確信度 0.7)

システム：これらの規則は正しいか？

専門家：**正しい

システム：これらの規則のうちで起動されるべきものがあるか？

専門家：**ない

システム：不足している規則があるか？

専門家：**ある

(6) ここでも実行プログラムの制御構造解析用の知識が適用され、STEP1 と 3 が適用できなかったので、STEP4 が適用された。

システム：そのような規則を教えてもらえるか？

専門家：**はい

(7) ここで、「いいえ」と答えたら TEIRESIAS は困り果てるでしょうネ！

システム：お願いする……。

専門家：** もしも：

1. ** 患者の疾患が原発性菌血症であり、
2. ** 採取部位が非汚染部位である

ならば、そのとき、

** カテゴリが腸内細菌属である根拠がある (確信度 0.8)

(8) ここで TEIRESIAS は、自然言語を以下の手順によりシステムの内部コード (LISP クローズ = (述語関数 対象 属性 値)) に変換する (自然言語インタフェースの詳細な事項は本特集号の上原氏の資料参照)。

STEP1 テキストの前処理

辞書を参照して、各単語の implication を抽出する

STEP2 ルールモデルの選択

テキストの結論部から関連するルールモデルを抽出する

STEP3 LISP クローズ群の生成

解釈可能な解析木を生成する

STEP4 ルールモデルにより LISP クローズの得点付けを行う

以上の手順により、

例えば英文テキスト

The infection is primary-bacteremia

(患者の疾患が原発性菌血症であり、)

は、LISP クローズ

(SAME CNTXT INFECTION PRIMARY-BACTEREMIA)

に変換される。ただし、この処理において STEP2 と 4 で現われているルールモデルは、知識獲得支援機能に使われるのではなく、単に自然言語から LISP クローズへの変換過程で利用されている。

生成された LISP クローズは、得点の高いものから自然言語に逆変換されて専門家にチェックされる。解釈が妥当でない場合は CHANGE コマンド(節レベルで次の解釈を提示させる)および DELETE コマンド(節を削除する)を使用して、専門家が妥当な LISP クローズを決定する。以下、このような過程を経て専門家が入力したルールが正しく計算機に移行されたものとする。

システム：批判するつもりはないが Davis 博士 (TEIRESIAS の開発者)、菌の属するカテゴリを決定する規則で、

検体採取部位

感染症

に言及する規則の多くのものでは、さらに、

[A] 菌の感染経路

についても言及している。

ここで、私が [A] を考慮した節を追加してみてもよいか？

専門家：**よい

- (9) 今、専門家から入力されたルールは、細菌のカテゴリを決定するルールなので、以下に示す「細菌のカテゴリの決定」に関するルールモデルを使って、TEIRESIASは知識獲得支援を実現している。

CATEGORY-IS

EXAMPLES ((RULE116 .33) (RULE050 .70) (RULE037 .80)
(RULE095 .90) (RULE152 1.0) (RULE140 1.0))

P-ADVICE ((GRAM SAME NOTSAME 3.83) → [P1]

•
•
•

((SITE MEMBF SAME) (INFECTION SAME)
(PORTAL SAME) 1.23)) → [P2])

A-ADVICE ((CATEGORY CONCLUDE 4.73)

•

((CATEGORY CONCLUDE) (IDENT CONCLUDE)
4.73) → [P3])

MORE-GENL (CATEGORY-MOD)

MORE-SPEC NIL

図1 「細菌のカテゴリの決定」に関するルールモデル

EXAMPLESは、本ルールモデルを構成するのに使用されたルール群を示しており、ルール番号の次の値は確信度である。これらのルール群において、前提部に見られる規則性がP-ADVICEに、行動部に見られる規則性がA-ADVICEに記述されている。例えば、P-ADVICEにおいて、通常のリスト表現である[P1]の記述形式は、

（〈属性〉：30%以上の割合で出現する属性

〈述語関数〉＋：上記の属性を含む節において75%以上の割合で
出現する述語

〈確信度の総計〉：規則性の程度を示唆するもの）

となっており、この例では、グラム染色性に関して「－である」「－でない」という記述が、かなり、これらのルール群に共通して（3.83 という値から5つのルールに）現われていることを意味している。

また、リストを要素とするリストである[P2]の記述形式は、

（（〈属性〉〈述語関数〉）＋ 〈確信度の総計〉）

となっており、最初の属性が現われた場合、2番目以降の属性が80%以上の割合で出現することを意味している。この例では、

「検体採取部位が、－である」あるいは「－に属する」

という記述があれば、

「感染症は、－である」および「菌の感染経路は、－である」

という記述が典型的に見られる。

ことを示唆しており、前述の様なアドバイスになったのである。さらに、[P3]の行動部における規則性の記述により、

システム：微生物の種類を考慮した節を追加してもよいか？

とアドバイスできるが、この支援は専門家により拒絶される。このように、ルールモデルによる支援は、絶対的なものではなく、専門家に最終的な決定権がある。

システム：次の条件節でよいか？

[A] 感染経路が消化管である

専門家：** よい

(10) TEIRESIASは、以前のコンサルテーション情報により[A]節を具象化する。この後、ルールモデルを再構成し、ルールを再確認する。さらに、コンサルテーションを再実行し、以下の様な実行過程となり、TEIRESIASによるデバックが終了する。

X RULE116 [腸内細菌科同定]

X RULE050 [腸内細菌科同定]

O RULE383 [腸内細菌科同定]

X RULE184 [緑膿菌同定]

O RULE084 [肺炎桿菌、非ミラビリス変形菌同定]

(Xは実行されなかったことを示し、Oは実行されたことを示す。)

2.2 データ構造スキーマを用いた知識獲得支援

2.1における知識獲得支援は、「専門家から提示されるルールは、システムにとって既知の概念で構成されている」という暗黙の前提があった。しかしながら、この前提はいつも成立しない。以下においては、システムにとって新しい未知の概念(単語)で記述されたルールの獲得状況を会話例を通して説明する((11)-(16))。

まず、専門家から新しいルールが入力された場面を想定する。

システム：新しいルールは、RULE384と呼ぶことにしよう。

- もし 1-採取部位が血液であり、
2-微生物の浸入門戸が尿であり、
3-患者が泌尿生殖器系の処置を受けておらず、
4-患者に対して膀胱炎を対象とする治療が行われていない
5-

ならば

1-微生物は、E. COLIでありそう(.4)である

すみませんが、私には以下の文がわかりません。

微生物は、E. COLIでありそう(.4)である

なぜなら次の単語が分からないからです。 : E. COLI

- (11) TEIRESIASは、なぜ自然言語で入力されたルールが解読できないか
(この場合、E. COLI が辞書に存在しない)を理解することによって、
システムにとって新しい概念を同定する。

システム：それをもう一度入力してもらえますか。

専門家：**はい

システム：(新しい属性か新しい属性値と思われるものをマークするために*を用いなさい。)

専門家：** 1-微生物は*E. COLI*でありそう(.4)である。

システム：E. COLI は、新しい値を言及しているようだが、正しいか？

専門家：**はい

システム：それは新しい微生物の種類ですか？

専門家：**はい

- (12) TEIRESIASは、システムにとって新しい概念(単語=インスタンス)
を以下の手順に従って処理する。この場合、知識構造スキーマから、値ス
キーマ→(微生物の)種類スキーマと降下し、上記の様な対話となった。
部位スキーマに降下しなかったのは、専門家の入力で「微生物」というキ
ーワードが存在したためであり、その様な情報がないときは、深さ優先で
スキーマが探索される。

STEP1 インスタンスと関連するデータ構造スキーマ(図2参照)の探索

(1-1) データ構造スキーマ階層の探索開始点の決定

(1-2) データ構造スキーマ階層の降下

STEP2 選択されたデータ構造スキーマの処理

(2-1) データ構造スキーマの構造記述情報を利用して新し
い概念を洗練化

(2-2) 相互関連の記述情報により他のデータ構造スキーマ
を更新

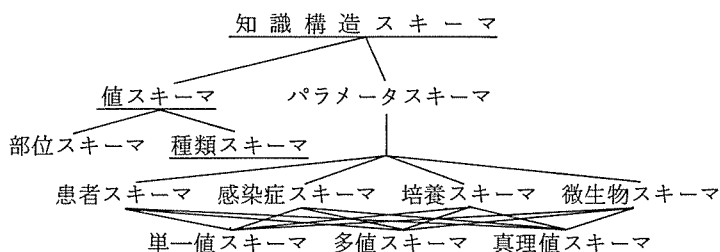


図2 データ構造スキーマ階層

選択された（微生物の）種類スキーマを図3に示す。各スロットは、〈SLOT NAME〉〈BLANK〉〈ADVICE〉という構造を持ち、BLANK中でまた同様な構造を持ちうる。このスキーマで重要なスロットは、PLISTとUPDATEである。PLISTは、インスタンスの構造を記述するための枠組を示しており、この中身を埋める形式（slot-filling）で、対話が形成されていく、すなわち、

INSTOF (IDENT_SCHEMA GIVENIT)

は、IDENT_SCHEMAのインスタンスとして、BLANK(PLISTのBLANK、すなわち(INSTOF (.....MORPH.....ASKIT)) を指しており、対話によって形成されたインスタンスの構造)の内容をそのまま値とする(GIVENIT)ことを示している。

SYNONYM ((KLEENE (1 : 典型的な発生回数

0 : 最小発生回数)

〈ATOM〉) ASKIT)

は、同義語（正式名、略語）が0個以上存在し、その内容は専門家に尋ねるべきである(ASKIT)ことを示している（最小発生回数の記述の後に、最大発生回数が記述されるのが普通であるが（次のスロット参照）、省略された場合は無限に存在すると考える）。

AIR ((KLEENE (1 : 典型的な発生回数

1 : 最小発生回数

2 : 最大発生回数)

〈AIR_LIST CF_INST〉) ASKIT)

は、好 / 嫌気性が (〈好 / 嫌気性〉 〈確信度〉) という2個以下のリストで記

述され、その値は専門家に尋ねるべきであることを示唆している。

GRAM (GRAM_INST ASKIT)

は、グラム染色性の値を専門家に尋ねるべきであることを示唆している。

MORPH (MORPH_INST ASKIT)

は、形態の値を専門家に尋ねるべきであることを示唆している。

PLIST [(INSTOF ...)] CREATIT]

は、インスタンスの構造が、上記の様に作成されることを示唆している。

IDENT_SCHEMA

```
PLIST [(INSTOF (IDENT_SCHEMA GIVENIT)
                SYNONYM ((KLEENE (1 0) <ATOM> ASKIT)
                AIR ((KLEENE (1 1 2) <AIR_LIST CF_INST>) ASKIT)
                GRAM (GRAM_INST ASKIT)
                MORPH (MORPH_INST ASKIT)
                CREATIT])

UPDATE ((ADDTO (AND* ORGANISMS)))

INSATANCES (ACINETOBACTOR ACTINOMYCETES AEROMONAS...
            XANTHOMONAS YERSINA)

STRAN the identity of an organism
FATHER (VALUE_SCHEMA)
OFFSPRING NIL

DESCR the IDENT_SCHEMA describes the formal for
      an organism

AUTHOR DAVIS
DATE 1115
INSTOF (SCHEMA_SCHEMA)
```

図3 (微生物の)種類スキーマ

システム：さあここで、それについて少し教えて下さい...

E. COLI の正式名を与えて下さい

専門家：** ESCHERICEA COLI

システム：= ESCHERICEA-COLI

システムに受け入れて欲しいESCHERICEA-COLIのすべての同義語あるいは略語を与えて下さい。[終了時は、空行を入力して下さい。]

専門家：** E. COLI

**

システム：微生物の種類としてE. COLI の短い記述を与えて下さい。

専門家：** ?

システム：[例えば、PSEUDOMONAS の記述は、「病院で普通見られる微生物であり、しばしば免疫応答が弱められる患者の二次感染源となる。」] [終了時は、空行を入力して下さい。]

(13) 同スキーマの他のインスタンスの内容を提示して入力を促進することが可能である。

専門家：** 下部の腸では正常菌叢であるが、血流に移動した時、敗血症の原因となる。

**

システム：E. COLI の好気性は、どうですか。

答えの形式は、次のようにしてひとつ以上入力して下さい。

<好気性><確信度>

[一行に一对を入力して下さい。終了時には、空行を入力して下さい。]

専門家：** 適応的 .8

** 好気性 .2

**

システム：E. COLI のグラム染色性は何ですか？

答えは、〈グラム染色性〉の形式にして入力して下さい。

[一行に一对を入力して下さい。終了時には、空行を入力して下さい。]

専門家：** 棒菌

システム：すみませんが、この入力はおかしいと考えられます。

RODは、〈gramstain〉と認められません。

もう一度、答えて下さい。[本当にそれでいいのなら、同じ答えを使って下さい。]

- (14) 各スロットに対して、今までの「グラム染色性」のインスタンス値が記録されており、比較している。

専門家：** グラム陰性

**

システム：E. COLI の形態は何ですか。

答えの形式は次のようにして下さい。

〈形態〉

[一行に一对を入力して下さい。終了時には、空行を入力して下さい。]

専門家：** 棒菌

**

- (15) 今までの対話例を通して、E. COLIのインスタンス構造が生成された訳であるが、UPDATEスロットにより、ORGANISMSスキーマにE. COLI が付加される。

システム：分かりました。E. COLIについてはこれぐらいにしておきましょう。

入力されたルールに戻ります。

しばらく、お待ち下さい。

- (16) 以下 2.1 で示したルールモデルによる知識獲得支援が、同様に行われる。

3. SEEKおよびMOREによる知識獲得支援機能

TEIRESIASは、浅い知識（例えば診断用知識）のメタレベル知識を利用することにより、知識獲得支援を実現していたが、その考えをさらに進めたものにSEEKおよびMOREがある。以下、各システムについて説明する。

3.1 SEEKにおけるアプローチ

TEIRESIASでは、ひとつの誤診を改めることを目標として、ルールベースを拡張・洗練化したが、SEEK[2]では、ルールベース全体の性能を向上させることを目的として、ルールベースが洗練化される。ルールの洗練化の方法は、「ルールの一般化」と「ルールの特殊化」がある。前者は、ルールの条件節を削除したり、条件節の内容を変更したり（条件を緩める）ことによって、ルールが事例に適用され易くすることを意味している。後者は、その逆に、ルールに条件節を追加したり、条件節の内容を変更したり（条件をきつくする）ことによって、ルールが事例に適用されにくくすることを意味している。

SEEKは、connective tissue disease（結合組織疾患：リウマチ等が含まれる）の診断を対象として作成された知識獲得支援システムであり、診断事例が予め蓄えられており、前述した「一般化」と「特殊化」により、診断性能がどの程度向上するかをSEEKは自動的に調べる。

表 1 結合組織疾患の予測診断

| | ルール | 確信度 | 一般化 | 特殊化 |
|---|-----|----------|-----|-----|
| 例えば、その結果が表 1 であり、ルール 54-58 を洗練化させた結果、どれだけ誤診が正しく診断されたかを示している。ただし、本診断システムは、クライテリア方式を採用しており、確信度は、DEFINITE→PROBABLE→POSSIBLE と 3 レベルに分かれているだけである。表 1 においては、ルール 56 を一般 | 54 | POSSIBLE | 2 | 0 |
| | 55 | POSSIBLE | 7 | 0 |
| | 56 | POSSIBLE | 8 | 0 |
| | 57 | PROBABLE | 2 | 0 |
| | 58 | PROBABLE | 2 | 0 |

化することが最も診断性能の向上につながることを示されている。ただし、ルールを洗練化させる方法は、通常複数個存在するため、洗練化に関するヒューリスティック（図 4）を幾つか SEEK は備えており、専門家にその案を提示することができる（図 5）。さらに、その案の提示理由をも専門家に示すことができる（図 6）。

IF: the number of cases suggesting generalization of the rule is greater than the number of cases suggesting specialization of the rule and the most frequently missing component in the rule is the 'Major' component,

THEN: decrease the number of major findings in the rule.

図4 ルールの洗練化に関するヒューリスティック

PROPOSED EXPERIMENTS FOR MIXED CONNECTIVE TISSUE DISEASE

- (1) Decrease the number of majors in Rule 56.
- (2) Delete the requirement component in Rule 55.
- (3) Delete the requirement component in Rule 54.
- (4) Decrease the number of minors in Rule 57.
- (5) Delete the requirement component in Rule 58.

図5 洗練化案

WHY (1)

If Rule 56 had been satisfied, 8 currently misdiagnosed MCTD cases would have been diagnosed correctly. Currently, Rule 56 is not used incorrectly in any of the cases with diagnoses other than MCTD. In Rule 56 the component missing with the greatest frequency is 'Major'.

Therefore, we suggest to Decrease the number of majors in Rule 56.

This would generalize the rule so that it will be easier to satisfy.

図6 洗練化案の提示理由

この洗練化案に従って、例えば、ルール56の条件節で、Major Criteria が3個以上必要であるという記述を、Major Criteria が2個以上必要であるという記述に変更した結果(図7)、どのように診断性能が変化したかを示したのが表2である。表2から、MCTDに対する診断性能が向上していることが読み取られ(正しい診断が9/33→17/33に増加)、他の事例に対する診断性能を悪化させていないことも分かる(80/88→80/88と変わらない)。

RULE 56: 3 or more Majors for MCTD
→ Possible mixed connective tissue disease

Generalization of Rule 56: 2 or more Majors for MCTD
→ Possible mixed connective tissue disease

図7 ルールの変更例

表2 ルールの変更前 / 後の性能比較

| | BEFORE | FALSE POSITIVES | AFTER | FALSE POSITIVES |
|--------|---------------|--------------------|---------------|--------------------|
| MCTD | 9/ 33 (27%) | 0 | 17/ 33 (52%) | 0 |
| Others | 80/ 88 (91%) | | 80/ 88 (91%) | |
| Total | 89/121 (74%) | | 97/121 (80%) | |
| Others | | | | |
| RA | 42/ 42 (100%) | 9 | 42/ 42 (100%) | 8 |
| SLE | 12/ 18 (67%) | 4 | 12/ 18 (67%) | 3 |
| PSS | 22/ 23 (96%) | 5 | 22/ 23 (96%) | 3 |
| PM | 4/ 5 (80%) | 1 | 4/ 5 (80%) | 1 |

以上の様に、SEEKは「ルールベースのトータルな診断性能を向上させる」という観点から、ルールを洗練化することによって、知識獲得（知識の洗練化）を実現していると言える。このSEEKのアプローチは、Mitchell のバージョン空間の考え方と類似しており、限定された学習システムと見なすことができる。しかしながら、SEEKでは、最終的な洗練化の方法は専門家に委ねている。そこで、この洗練化の方法を自動化するために、現在“SEEK2”[3]なるシステムが開発されようとしている。

3.2 MOREにおけるアプローチ

MORE[4]は、CMUのJohn McDermott（ちなみに、AI研究者でMcDermottは2人おり、非単調論理で有名な研究者がDrew McDermottである[5]）。非単調論理は「新しい公理を持ち込むと、それ以前の定理が成立しなくなる可能性を含む論理」と定義されるが、非単調論理によって推論される範囲は、通常の単調論理においては知識獲得により知識ベースが拡大されることによって推論

される範囲に相当しており、非単調論理と知識獲得は大いに関連がある[6]。)等を中心に、石油発掘に関連して掘穿泥水から地層を分析するシステムの考察から開発された「診断型問題に限定された知識獲得支援システム」であり、3ステップを経て、洗練化されたルールベースを構築していく(ドメインの専門家と知識工学者が相談して洗練化された知識ベースを構築していくのが一般的であるが、その過程を自動化しようという試みとも言える)。

まずMOREは、専門家とのインタビューを通して知識ベース(第一版)を構成する。この時知識ベース(第一版)は、表3に示された5つの実体から成るドメインモデル(仮説と徴候および条件間の関連を記述したネットワーク)として構築され、MOREは、専門家に質問を行う(インタビューすることにより、ドメインモデルの構築を支援する(Information Solicitorの役割を果たすとJohn McDermott等は言っている)。このインタビューのための戦略は、「その仮説が成立する場合に見られる徴候は何ですか?」という様に、ドメインモデルの形状に基づいた戦略であり、インタビューの戦略としてはそれ程高級なものではない(文献[7]においては、データベースの論理設計を対象にして、インタビューの戦略が検討され、知的インタビューシステムの開発が始まっている)。次に、8つの戦略を用いて、専門家にインタビューを続け、知識ベース(第一版)を洗練化する。この戦略は、ドメインモデルを一般的にどのように洗練化できるかを示しており、ドメインに依存しないものである。洗練化された知識ベース(第二版)は、ルールに変換される。

最後に、専門家にルールの確信度を尋ね、知識ベース(第二版)を利用して専門家を支援する。例えば、「徴候→仮説」という単純なルールよりは、「徴候、ただしある正確な計器によりその徴候を観察→仮説」といったルールの方が確信度は高いはずである。

以下、本節では、ドメインモデルと知識の洗練化のための戦略について述べる。

専門家とのインタビューにより構成されるドメインモデルは、表3に示す5つの実体から成り、掘穿泥水の分析より、「油母頁岩の混合による汚れ」と「水の流入」および「塩の混合による汚れ」という3つの仮説に言及したドメインモデルを図8に示す。このドメインモデルは、以下に示す8つの戦略に基づいて専門家とのインタビューを進めることにより、洗練化されていく。

表3 ドメインモデルの構成要素

- (1) H (仮説) : 診断の結果となる事象
- (2) S (徴候) : 仮説から生じる事象及び状態
- (3) C (条件) : 仮説の徴候とは言えないが、診断に深く係り合う事象及び状態であり、以下の5種類のものがある。

FC (frequency-condition) : HのSと言うよりは、Hに直接関連する事象及び状態(他のSに依存せずに、常に成立する事象及び状態。直接関連するHにリンクされる)

T (test) : Sを観察するための手続き(直接関連するSにリンクされる)

TC (test condition) : Tの環境(TとSのリンクに付加される)

SA (symptom-attribute) : Hに対するSの詳細な記述(HとSのリンクに付加される)

SC (symptom-condition) : Sの発生条件(HとSのリンクに付加される)

- (4) Link(---) : HとSとCを関連付け

- (5) Path(---) : HとSの特別な関連付け

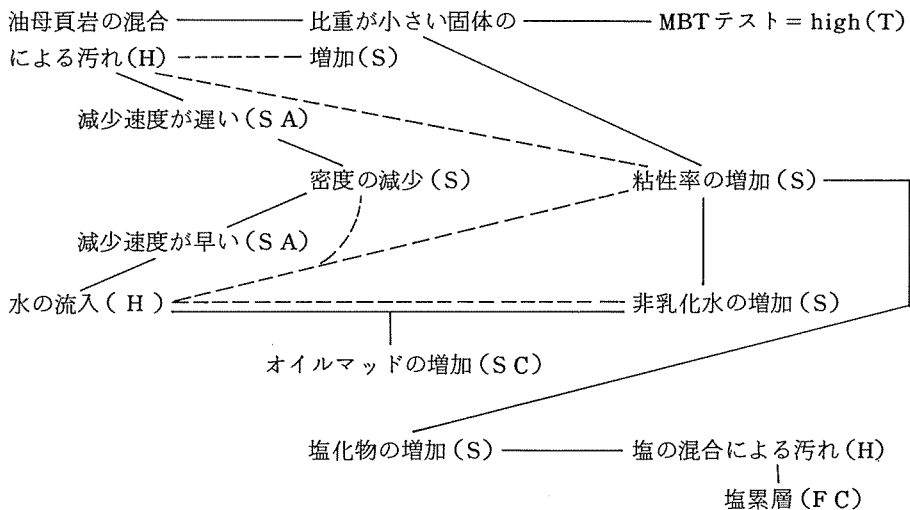


図8 ドメインモデルの一例

知識ベースの洗練化のための戦略

- (1) 仮説の区別：徴候を獲得するための戦略である。全く同じ徴候を持つ仮説のペアに対して、それらを区別するための徴候を専門家に尋ねる。

例えば、「水の流れ(H1)」と「乳化剤の不十分な使用(H2)」は、ほぼ同一の泥水の特性(S1-Sn)を持つので、「H2によっては説明されないH1に関連した徴候がありますか？」と専門家に尋ねることができる。この場合、「泥水量の増加(Sn+1)」が答となる。

- (2) パスの区別：徴候を獲得するための戦略である。ある徴候(S)から、仮説H1と仮説H2の両方にパスが存在すれば、ひとつの仮説にだけ関連する徴候を専門家に尋ねる。

例えば、「粘性率の増加(S)」は「油母頁岩の混合による汚れ(H1)」と「水の流入(H2)」の両方の仮説に関連する。そこで、「H1に関連する他の徴候はありますか？」と専門家に尋ねると、「比重の低い固体の増加(S1)」という答が得られ、「H2に関連する他の徴候はありますか？」と専門家に尋ねると、「非乳化水の増加(S2)」という答が得られる。

- (3) パスの分割：徴候を獲得するための戦略である。ある仮説(H)からある徴候(S)へのパス上に存在する別の徴候を専門家に尋ねる。ただし、HとS間の因果関係が弱い時に限られる。

例えば、「油母頁岩の混合による汚れ(H)」と「粘性率の増加(S)」は、それ程強い因果関係ではないので、「HからSに至るまでで、別の徴候はありませんか？」と専門家に尋ねることができ、その結果、「メチレンブルーテストによる比重の低い固体の増加(S1)」という別の徴候が得られる。

- (4) 徴候に関連した条件：SCを獲得するための戦略である。徴候の発生に影響する事象を専門家に尋ねる。

例えば、「塩の混合(H1)」に関連した「粘性率の変化(S1)」の発生条件を専門家に尋ねると、「その泥水が、シンナー処理されていない(SC1)」ことがS1を得るための条件として得られる。

- (5) 徴候の区別：SAを獲得するための戦略である。ある徴候(S)が複数の仮説(H1-Hn)と関連している時、各仮説が識別されるようなSの属性を専門家に尋ねる。

例えば、「密度の減少(S)」は、「油母頁岩の混合による汚れ(H1)」と「水の流入(H2)」の両方に関連するが、「H1によるSの特徴は何か？」と専門家に尋ねると、「遅い(SA1)」という答が得られ、「H2によるSの特徴は何か？」と専門家に尋ねると、「早い(SA1)」という答が得られる。

(6) 徴候に関連したテスト：テストを獲得するための戦略である。徴候の存在確率を高くする手続きなどを専門家に尋ねる。

例えば、「ペーハ値を測定する手続きは何ですか？」と専門家に尋ねることによって、その手続きを得ることができる。リトマス紙によって測定した場合と、正確なペーハ測定器によって測定した場合とでは、信頼性が異なるので、その違いを知っておく必要がある。

(7) テストに関連した環境：テストの使用環境を獲得するための戦略である。テストの信頼性に影響する条件を専門家に尋ねる。

例えば、「粘性率増加の観測を正確にする条件はありますか？」と専門家に尋ねることができる。

(8) 仮説に直接関連する条件：FCを獲得するための戦略である。他の徴候とは無関係に仮説に直接関連する条件を専門家に尋ねる。

例えば、「油母頁岩の混合による汚れが直接引き起こしそうな事象はありますか？」と専門家に尋ねることができる。

以上の様に、MOREで採用されている「ドメインモデル構築のためのインタビュー戦略」および「知識ベース洗練化のための8つの戦略」はいずれもメタレベル知識であり、それを利用した知識獲得支援システムという点ではTEIRESIAS および SEEK と同じではあるが、ドメインモデルという中間的な知識ベースを介して、インタビューの戦略および知識獲得（知識の洗練）に関する戦略を検討した点が特色であり、これらの戦略が診断型問題に対して広く適用可能である所に大きな価値があると言える。MOREの適用事例としては、ディスク故障診断、コンピュータネットワーク故障診断、回路ボード故障診断等がある。さらに、John McDermott 等は、設計型問題に対しても“SALT” [8] という汎用の知識獲得支援システムを開発中である。

4. 深い知識に基づく知識獲得支援機能

TEIRESIAS 及び MORE で述べた知識獲得支援システムは、浅い知識をモデルに適合して不十分な所を専門家に尋ねて知識を獲得しようとするものであり、また、SEEK は、診断結果から誤りの可能性がある所を専門家に尋ねて知識を洗練化しようとするものであり、その知識の意味的な根拠（知識の正当性）まで考慮した知識の獲得とは言えないものであった。このように、2. 及び 3. で述べたシステムは、浅い知識の様々な分析によって実現された「浅い知識のメタレベル知識による知識獲得支援」であったと言える。

しかしながら、このアプローチでは、知識ベースが大規模になってくると自ずと限界がくることが予想され、知識の意味的な根拠にまで立ち入った考察に基づく「深い知識に基づく知識獲得支援」

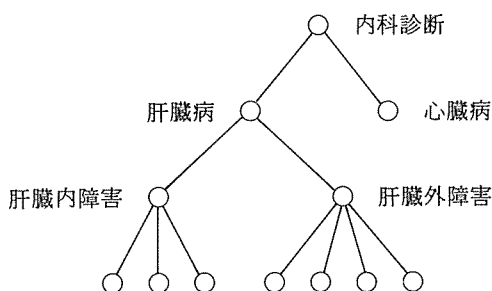
が必要となってくる。この様な支援機能は、現在の所少ないが、基本的には、

- (1) ドメインの深い知識からのルールの自動生成機能
- (2) 専門家とのインタラクションによる知識ベースの洗練化支援機能

が必要となる。以下、4.1では(1)に関してオハイオ大学のChandrasekaran 等が開発したMDXを例にとり説明し、また(2)に関してはDipmeter Advisorの最新版を紹介する。

4.1 MDXにおけるルールの自動生成機能

従来のエキスパートシステムでは、表層的な因果関係を捉えたパターン（ルール）を備えているだけで、そのパターンで処理できない新しい状況は処理できなかった。しかしながら、人間の専門家を考えてみると、このような場合、基本原理に立ち戻って再考し、解決の糸口を見付けよう（新しいルールを生成しよう）と試みている様に思われる。MDXは、胆汁通過障害診断をタスクとして、このプロセスを実現しようとするシステムである。深い知識とは、ドメインを根本的に理解するための知識と前回の資料では定義したが、この定義をより洗練化すると、「表層的な因果関係を記述したルールを生成するための知識」と言える。MDXでは、この深い知識として、「臓器に関する機能および構造+物理的法則」を蓄えており、図9に示す診断木構造をコンパイルする。



ノード：概念を表わす → confirmative rule（その概念を指示する内容のルール）及び exclusive rule（その概念を否定する内容のルール）が付加されている。

図9 診断階層木

以下、肝臓外障害を表わすノードを頂点とする構造の生成プロセスについて述べる。

診断木の生成プロセス

| | |
|---------|---------------------|
| [STEP1] | たわみ管に関する知識 |
| 深 | 障害 ⇒ 障害の上流サイドで肥大発生 |
| い | 臓器に関する知識 |
| 知 | 肝胆管、胆管 = たわみ管 |
| 識 | X線に関する知識 |
| ⇓ | ⇓ |
| I F | X線で肝胆管と胆管に肥大が見られれば、 |
| 浅い知識 | T H E N 肝臓外障害である |
| | (confirmative rule) |

| | |
|---------|--------------------|
| [STEP2] | 障害の種類 |
| | 1. 管中の物体 |
| 深 | 物体 = 胆石、胆管ガン |
| い | 2. 狭窄 |
| 知 | 3. 管を圧迫する物体 |
| 識 | 物体 = 胆嚢ガン、すい臓ガン |
| ↓ | 4. 管の内径を小さくする物 |
| | ↓ |
| 浅い知識 | 肝臓外障害のノードのサブノードの形成 |

| | | |
|---------|------|--------------------------------|
| [STEP3] | 深い知識 | 管中の固体に関する知識 |
| | 知 | 液体が流れる時、管の振動を増す |
| | 識 | 痛みに関する知識 |
| | 知識 | 臓器の振動 ⇒ 鋭い痛みの発生 |
| | ⇓ | ⇓ |
| | 浅い知識 | I F 胆石 |
| | | T H E N 鋭い腹痛 |
| | | (胆石を表わすノードの confirmative rule) |

[STEP4] 深い知識

狭窄 ⇒ 以前の手術の影響

管の内径を小さくする物 ⇒ 炎症

↓

浅い知識

狭窄の confirmative rule ⇒ 以前の胆管の手術

管の内径を小さくする物のサブノード ⇒ 胆管炎症

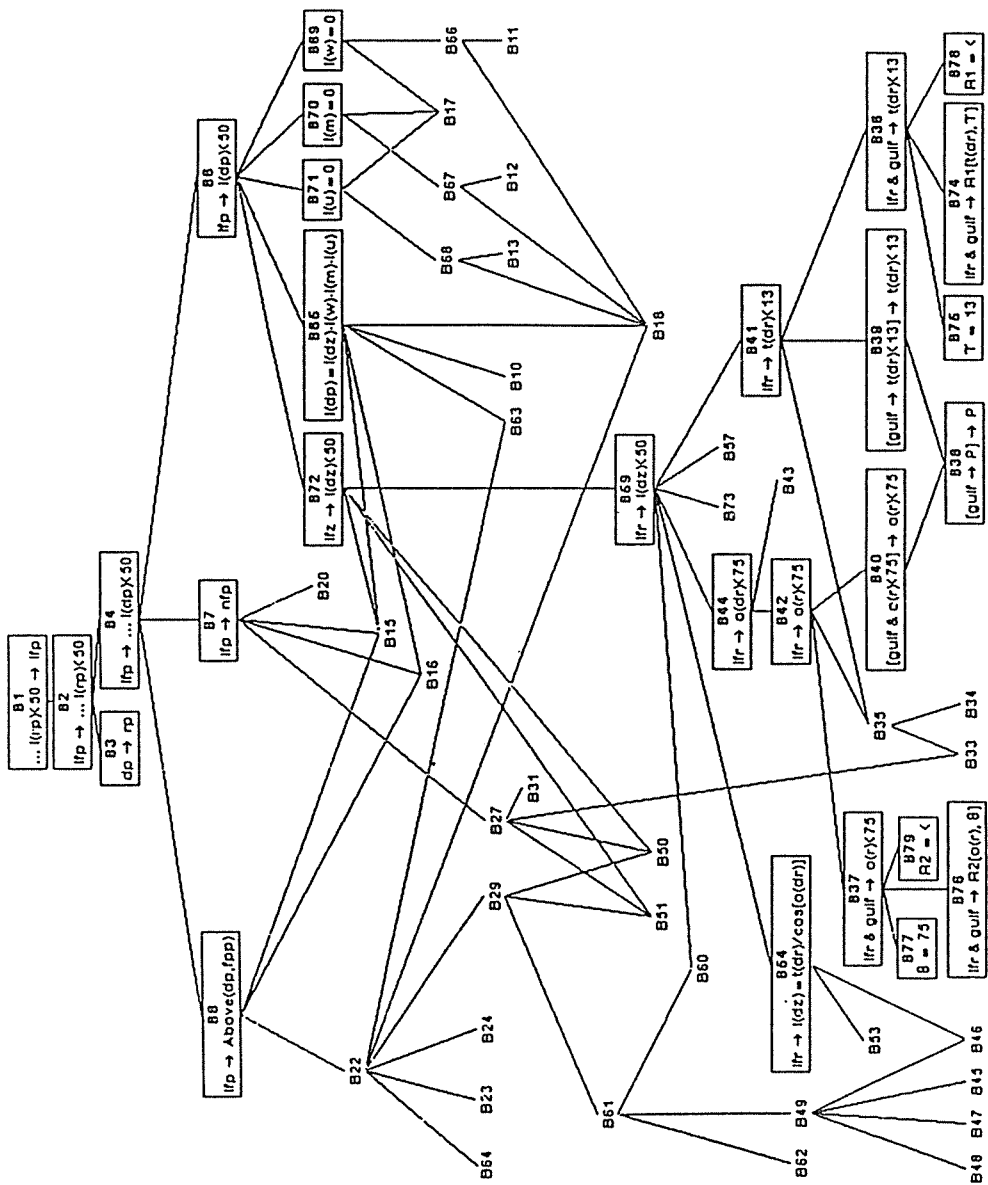


図 11 ルール NFR12 の正当性

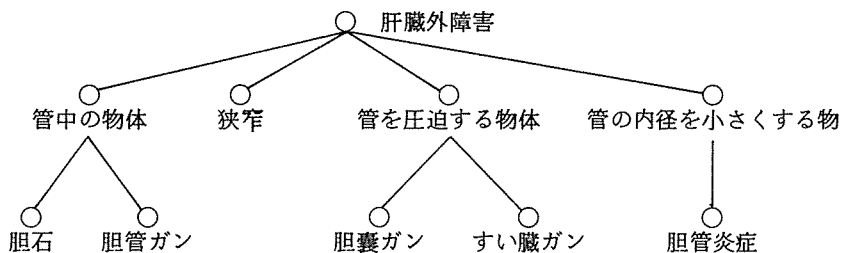


図 10 生成された診断階層木

以上の結果、図 10 の様な診断階層木が形成される。図 10 において、胆管ガンは管中の物体のサブノードとして存在するが、メタクライテリアとして、徴候の類似性から胆管ガンは圧迫する物体のサブノードに移行される。

このように、MDX は、深い知識として「臓器に関する機能および構造+物理的法則」を備えることによって、胆汁通過障害診断ルールを自動的に生成した訳であるが、深い知識としては、この他に、数学的シミュレーションモデル、デバイスの動作を示唆する機能モデル（デバイスの機能・構造および物理原理からデバイスの振る舞いを推論する“定性的推論”については、文献[10]に特集されている）、因果ネットワーク等が考えられる。Chandrasekaran 等は、医療診断だけではなく電気回路を対象にして、定性的推論による診断ルールの自動生成を検討している[11]。

4.2 Dipmeter Advisor におけるアプローチ

T.M. Mitchell によって提唱されている LAS (Learning Apprentice System) [12] の目的は、①ドメインの根本的な理論から自動的に浅い知識を生成することにより、不完全ながらも知識ベース第一版を構成し、②専門家が知識ベースを洗練化することを手助けすることであり、Dipmeter Advisor の最新版はこの LAS として位置付けられる。

Dipmeter Advisor [13] は、地層の傾きの情報を使って地下構造を推論するエキスパートシステムであるが[14]、最新版においては、個々のルールに対して根拠 (justification structure) を持ち、知識の洗練化に利用される。例えば、以下に示す「正断層に関するルール (NFR12)」は、図11の様な justification structure を持っている。

IF there exists a normal fault pattern (p),
 and there exists a red pattern (p1)
 such that the length of p1 < 50 ft.
 and such that p1 is above the fault plane pattern of p
THEN specialize p to be a late fault pattern.

この justification structure は、文献 [15] および [16] で見られる様なルールの依存関係を表現しているのではなく、ルールが生成された背景にあるより深いレベルの知識を表現している。この知識は、専門家によって翻意される可能性があるので、信念 (Belief) と呼ばれ、① definitional ② theoretical ③ statistical ④ default という4つのタイプがあり、また、エラーの伝搬の仕方についても陽に記述されており、専門家とのインタラクションによる知識の洗練化のために効果的である。

5. おわりに

MORE および SALT において、問題のタイプに対応したモデル (但し表層的) が知識獲得支援に有効であることが示された。また SEEK2 では、ルールの一般化および特殊化のための戦略が検討され、システムが自動的に知識ベースをある程度洗練化できることが示されつつある。以上の様に、浅い知識に関するメタレベル知識は、それ程複雑な状況でなければ、知識獲得支援にかなり有効であると考えられる。

一方、より複雑な状況に対処するため、基礎知識 (浅い知識の背景にある深い知識) を備えたエキスパートシステム [17-19] が出現してきたが、ルールの自動生成機能にはまだまだ多くの問題点が残されている。例えば、定性的推論がそこで主として使われるが、統計情報に基づいた知識等、それでは生成 (= 説明) しきれない知識は多く存在する。

今後、深い推論の発展させることと共に、深い推論と浅い知識のメタレベル知識を用いた推論との組み合わせによる知識獲得支援機能が検討されなければならないであろう。また、問題となっている所に焦点を合わせて、専門家の知識を効率良く引き出すインタビューシステムの開発 [7, 20] が重要課題になってくると考えられる。

参考文献

- [1] Davis, R. and Lenat, D. B. : " Knowledge-Based Systems in Artificial Intelligence " , MacGrow-Hill (1982)
- [2] P. Politekis and S. Weiss : " Using Empirical Analysis to Refine Expert System Knowledge Bases " , Artificial Intelligence 22, pp. 23-48 (1984)
- [3] A. Ginsberg, S. Weiss and P. Politekis : " SEEK2: A Generalized Approach to Automatic Knowledge Base Refinement " , Proc. of IJCAI '85, Vol. 1, pp. 367-374 (1985)
- [4] G. Kahn, S. Nowlan and J. McDermott : " MORE: An Intelligent Knowledge Acquisition Tool " , Proc. of IJCAI '85, Vol. 1, pp. 581-584 (1985)

- [5] D. McDermott and J. Doyle: "Non-Monotonic Logic I", Artificial Intelligence 13, pp. 41-72 (1985)
- [6] 大須賀節雄: "知識の獲得と学習", 情報処理, Vol. 26, No. 12, pp. 1520-1528 (1985)
- [7] 川口、溝口、山口、馬野、磯本、角所: "知的インタビューシステムの試み — データベースの論理設計支援への応用", 情報処理学会第31回全国大会, pp. 1205-1206 (1985)
- [8] S. Marcus, J. McDermott and T. Wang: "Knowledge Aquisition for Constructive System", Proc. of IJCAI '85, Vol. 1, pp. 637-639 (1985)
- [9] B. Chandrasekaran, and S. Mittal: "Deep versus compiled knowledge approaches to diagnostic problem-solving", Developments in expert systems, edited by M. J. Coombs, pp. 23-34, Academic Press (1984)
- [10] "Special Volume on Qualitative Reasoning about Physical Systems", edited by D. G. Bobrow and P. J. Hayes, Artificial Intelligence 24, 1-3 (1984)
- [11] T. Bylander and B. Chandrasekaran: "Understanding Behaviour Using Consolidation", Proc. of IJCAI '85, Vol. 1, pp. 450-454 (1985)
- [12] T. M. Mitchell: "Learning and Problem Solving" Proc. of 8-th IJCAI pp. 1139-1151 (1983)
- [13] R. Smith et al.: "Representation and Use of Explicit Justification for Knowledge Base Refinement", Proc. of IJCAI '85, Vol. 1, pp. 673-680 (1985)
- [14] 森 俊二: "対話インタフェース — Dip Meter Adviser —", 情報処理学会関西支部セミナー「知識工学とその応用」、(1985)
- [15] J. Doyle: "A Truth Maintenance System", Artificial Intelligence Vol. 12, No. 3 pp. 231-272 (1979)
- [16] H. E. Shrobe: "Dependency Directed Reasoning for Complex Program Understanding", Ph. D. Th., MIT (1979)
- [17] R. R. Cantone et al.: "Automated Knowledge Acquisition in IN-ATE Using Component Information and Connectivity" in Special Section on Reasoning about Structure, Behaviour and Function edited by B. Chandrasekaran and R. Milne, SIGART, No. 93, ACM pp. 32-34 (1985)
- [18] 元田: "知識工学の原子力プラント運転ガイダンスへの応用", 情報処理学会関西支部セミナー「知識工学とその応用」、(1985)
- [19] 山口、溝口、小高、川口、野村、角所: "エキスパートシステムにおける定性的推論と深い説明機能", 情報処理学会第31回全国大会, pp. 953-954 (1985)

- [20] J. S. Bennett : "ROGET : A Knowledge-Based System for Acquiring the Conceptual Structure of a Diagnostic Expert System", Journal of Automated Reasoning, 1, pp.49-74 (1985)
- [21] 山口 : "説明機能と知識獲得支援機能(1)", 大阪大学大型計算機センターニュース、Vol.15, No.3, 1985-11 pp.27-37 (1985)
- [22] A. Barr/E. A. Feigenbaum 編、田中 / 淵 監訳 "人工知能ハンドブック第Ⅱ巻" 共立出版 (1983)
- [23] "Building Expert Systems", edited by F. Hayes-Roth, D. A. Warterman and D. B. Lenat, Addison-Wesley (1983)
- [24] J. H. Boose : "Personal Construct Theory and Transfer of Human Expertise", Proc. of AAAI '84, pp. 27-33 (1984)
- [25] R. S. Michalski : "A Theory and Methodology of Inductive Learning", Machine Learning, edited by J. Carbonel et al, Tioga Pub. (1983)
- [26] B. Kuipers and J. P. Kassirer : "Causal Reasoning in Medicine: Analysis of a Protocol", Cognitive Science 8, pp. 363-385 (1984)