

ICOT Technical Memorandum: TM-0610

TM-0610

知識獲得支援技術

滝寛和

October, 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

特集
知識システム

《解説》

知識獲得支援技術

たき
滝ひろ
寛かず
和*

1. はじめに

近年、人間の行っている種々の知的な情報処理を知識システムとして実現する試みが行われてきている。これらの知識システムの基本要素は、推論機構と知識ベースであるが、このうち、推論機構は演繹推論機能としてシステムに組み込まれているものの、知識ベースは知識システムの用途ごとに専門家などの知識源から獲得しなければならない。ところが、この知識ベースの構築のための知識獲得は非常に困難な作業となっており、知識獲得ボトルネックと呼ばれている。知識獲得といっても、人間の専門家からの知識獲得とテキスト／マニュアルからの知識獲得では、その方法や技術も異なっている。人間の専門家からの知識獲得では、人間と対話するインタフェースや知識連想法が必要である。ここでは、人間の専門家からの知識獲得に目的を絞って話を進めることにする。まず、知識獲得に必要な技術を知るために、ナレッジエンジニアの知識獲得の過程についてみると、実際の知識システムの構築に関する調査の結果、知識ベースの構築過程はつぎのような過程で構成されていることがわかった¹⁾。

- (1) 問題の設定：開発の意義と実現可能性の検討
- (2) 既存技術の評価：知識システムの必要性の検討
- (3) 知識源の同定：知識の所在とその質・量の分析
- (4) 専門家モデルの同定：知識源が人間の場合の、問題解決と推論方法の分析
- (5) ユーザモデルの同定：目的と利用方法の分析
- (6) 知識表現の選択：表現の選択と組合せの検討

* (財)新世代コンピュータ技術開発機構
東京都港区三田 1-4-28 三田国際ビル 21 階

キーワード：知識獲得 (knowledge acquisition), 学習 (learning), 知識表現 (knowledge representation), 知識工学 (knowledge engineering), 知識ベース (knowledge base).

(7) 知識の抽出：決められた知識表現での知識抽出

(8) 知識の変換：獲得された知識の知識システム、シェル向き知識表現への変換

(9) 知識ベースの管理：知識の整合性の検証など
この過程のうち(1)(2)(3)は、システム開発の決定者のシステム分析作業である。ナレッジエンジニアの主な作業はこの過程のうち(4)から(9)までである。この過程に含まれる作業についての支援にはつぎのものが考えられる。

- ・知識の抽出支援：知識の連想支援や知識表現法（インタフェース）の支援
- ・知識の整理／体系化支援：断片知識の整理と高次の知識表現化の支援
- ・知識のリファイン支援：獲得された知識内の不足・冗長・矛盾の解消支援
- ・知識ベースの管理支援：知識の更新時のリファイン（洗練化・詳細化）などの支援

知識獲得支援システムを考える場合、支援内容/支援対象/利用者などをきめて開発する必要がある。「上記のどの支援を行うのか」、「利用者はナレッジエンジニアか、専門家か」、「解析型システム（診断システムなど）の知識獲得か、合成型システム（スケジューリングシステムなど）の知識獲得か」などを検討しなければならない。以下、本文ではこれら支援に内在する問題、支援に必要な基本技術と実際の知識獲得支援システムについて紹介する。

2. 知識獲得支援の概要と諸問題

インタビュー方式による基本的な知識獲得支援システムの構成を図1に示す。知識獲得支援システムの主たる機能はつぎようになる。

- (1) 専門家に知識を連想させる刺激を与える
- (2) 抽出した知識を内部の知識表現で表現する
- (3) 目的とする知識モデルとの異差を検出し、質問を生成する

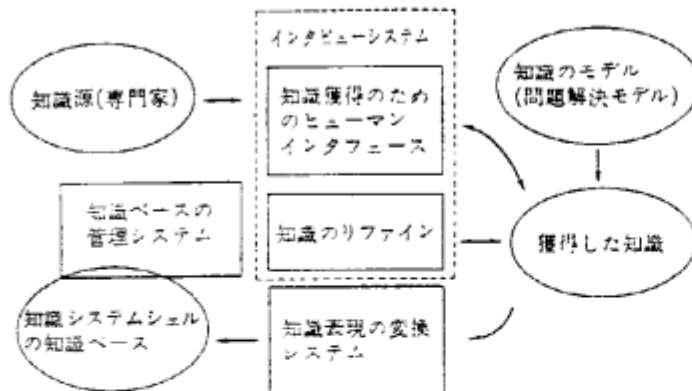


図1 基本的な知識獲得支援システムの構成

- (4) 獲得した知識を知識システムのシェルで利用する知識表現に変換する

専門家に知識を連想させるためには、それなりの刺激が必要となる。この分野はもともと心理学の分野であり、心理学的方法を使った知識獲得支援システムもある(後述のパーソナル・コンストラクト・セオリーは心理学的知識抽出方法の一例である)。抽出した知識を表現するための知識表現が必要である。図2は知識表現のレベルを示したものである。知識表現のレベルとしては、インプリメンテーションレベル(知識システムシェルがサポートしているルールやネットワーク表現などの実装/実現レベルの知識表現)、タスクレベル(問題解決の方法を表現できる知識表現)とアプリケーションレベル(アプリケーション特有の知識表現)が考えられる。リファイン処理は、獲得すべき知識または獲得した知識の使用目的があらかじめわかっているほうがより効率的に行える。そのため、獲得対象の問題解決構造を分析して、その問題解決の枠組みを満足するように知識の抽出とリファインを行うのが得策である。タスクレベルの知識や問題固有のアプリケーションレベルの知識は、知識システムシェルで利用できるようにインプリメンテーションレベルの知識表現に変換する必要がある。つぎに知識獲得を困難にしている問題とその解決方法について述べる。

2.1 知識の抽出問題

専門家から必要な知識を効率よく抽出する問題であ

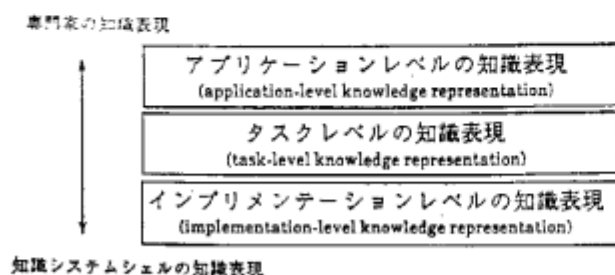


図2 知識表現のレベル

る。一般に、専門家は自分の知識の内容と利用方法(推論方式)についてあまり意識をしていない。そのため、専門家に知識を連想させる方法が必要となる。また知識表現のギャップも知識抽出を困難にしている。そのため専門家に自分の知識を表現できる高いレベルの知識表現が必要である(図2参照)。アプリケーションレベルの知識表現が用意できれば知識獲得は容易となるが、非常に対象に依存しているため、他の分野の知識獲得には無力である。類型タスク(generic tasks)²⁾は知識システムによく表われる問題解決の構造を表わした知識表現であり、より専門家の知識に近い表現を提供している。

2.2 知識の整理・体系化問題

抽出された知識を整理して、特定の知識表現で表わす問題である。KJ法³⁾は発想のための知識整理には非常に有効であることが知られているが、概念整理や概念階層作成にも利用できる。このKJ法を利用した知識獲得支援システムにCONSIST⁴⁾がある。このほかに、概念間の関係整理には表やネットワークが利用される。以上は主に獲得する知識の問題解決構造がはっきりしない場合に利用される。獲得する知識の構造(類型タスクなど)がわかっている場合は、その知識の構造に合うように整理しなければならない。一般に知識獲得を行う場合にあらかじめ獲得される知識の構造を規定しておく知識の埋め込み問題となる。獲得した知識をみて知識表現を決定する場合は知識表現決定問題となる。

2.3 知識のリファイン問題

知識のリファイン問題は、知識ベース内の矛盾・冗長・不足を検出してその不備を除く処理を行う問題である。論理型知識表現での無矛盾性の維持は一貫性の管理と呼ばれており、ある項目の肯定と否定を同時に導かないように知識ベースを保つことである。この論理的矛盾以外の矛盾は、陽にどのような状態が矛盾になるかを定義する必要がある。たとえば、「同時に同じ場所に2つのものが存在すると矛盾である」や「1つのものが同時に2ヵ所に存在すると矛盾である」などはその例である。つぎに冗長性の除去であるが、同じ知識の検出や知識の包含関係を調べる機能が必要となる。知識の不足の検出は知識獲得の対象に関する情報なくしては困難である。その知識の利用目的に対して、どのような知識が足りないかを調べなくてはならない。知識ベースの管理に対しても、知識の追加・変更・削除時にリファイン問題と同じ問題を抱えている。獲得した知識に不確かな知識(真か偽かわから

ない知識)を含む場合、矛盾の除去ができないが、矛盾消滅を推論時に動的に行う方法として TMS⁹⁾や ATMS¹⁰⁾を利用することも可能である。

3. 知識獲得支援システム

本章では実際にシステムとして開発されている知識獲得支援システムを紹介する。特に先行知識の知識表現(知識モデル/問題解決モデル)の観点から5種類に分類してそれぞれのシステムを説明する。知識獲得支援システムを開発・利用するうえでまず考えなければならないことは、「どのような領域の知識を獲得するのか?」「その領域の知識はどのような知識表現で表わすのがよいのか?」を明らかにすることである。たとえば知識獲得支援システム ROGET¹¹⁾は、医学診断システムなどの知識ベースを分析して得られた診断問題における問題解決の概念構造(conceptual structure)に基づいて知識獲得を支援する。このように知識獲得支援システムでは一般の知識システム構築ツール(OPS 5 など)の一般的知識表現(プロダクション・ルールやフレーム)と違って問題解決の方法と関連づけられた知識表現が利用される。これらの知識表現には項目と特徴の関係を表わすレーティング・グリッド(rating grid)、問題解決のタスク構造を表わす類型タスク(generic tasks)、対象領域特有の概念とその関係を表わすドメインモデル(domain model)、問題解決に利用される操作(オペレーション)で知識を表わす専門家モデル(expert model)などがある。

3.1 レーティング・グリッドによる知識獲得

レーティング・グリッドは、項目と特徴の関係を表わした知識表現である。図3はレーティング・グリッドの一例である。この知識表現を利用している知識獲得支援システムは ETS⁸⁾、AQUINAS⁹⁾、CTAS¹⁰⁾がある。これらのシステムは分類型問題の知識システムの知識ベース構築を支援する。分類問題は与えられた特徴を満たす、またはその特徴に近い項目を選ぶ問題である。この問題に必要な概念は、項目、特徴と項目・特徴間の関係の強さである。レーティング・グリッドはこの概念を含んだ知識表現である。知識獲得には知識表現だけでなく、その知識表現に合った知識の連想を促す心理学的方法が必要である。レーティング・グリッドは、パーソナル・コンストラクト・セオリー(personal construct theory)¹²⁾と呼ばれる知識連想方法が抽出する知識表現の構造とうまく合っている。この方法は、異なる3つの項目を提示して、2つに共通で他の1つにない特徴を連想させる方法であ

る。連想された特徴とその反対の特徴の対をコンストラクト(construct)と呼ぶ。ETS では分類対象の項目を専門家に述べさせた後、この知識連想法によって分類に利用できる特徴を抽出する。その後各項目と特徴間の関係を度合い表現で抽出する。この度合い、つまりレーティング値(rating value)は、1から5の5段階で表現される。つぎに ETS は知識のリファイン(不足・矛盾・冗長の除去)を行うために、レーティング・グリッドを別の形式の表現で専門家に提示する。1つは特徴の導出関係を表わす導出グラフ(implication graph)であり、もう1つは項目間の類似度を表わすクラスター・ツリー(cluster tree)である。図4は、導出グラフの例である。これは、レーティング・グリッドの横の値の列を特徴に関するベクトルと見て、ベクトル間のノルムが近いものは導出関係ありとして表現している。図中導出関係が強いものは、太い実線で示されている。極端な例として、同じベクトルをもつ特徴は等価と見なされることになる。クラスター・ツリーも同様にレーティング・グリッドの値の列を特徴ベクトルとして類似度を計算する。専門家はこの導出関係や類似度を見て関係が不適当なところをさがし、「レーティング値の修正」「新しい項目や特徴の追加」などを行う。ETS では、分類タスクの作業を特徴群が入力されてその特徴に合う項目を適合順に示すものとしている。ETS は、レーティング・グリッドの知識表現を上記タスクを実行できる確信度付きプロダクションルールに変換する。AQUINASはこの ETS にレーティング・グリッドの階層表現とレーティング値の拡張(5段階値から名義尺度、順序尺度、間隔尺度と比率尺度に拡張)を行った知識獲得支援システムである。図5は、知識獲得のためのワークベンチを目指した AQUINAS のシステム構成を示

CTAS (version 0.0)									
RATING GRID									
	1	2	3	4					
5	5	1	4		:	tawny_color	/	not_tawny_color	
5	2	4	3		:	run_fast	/	run_slow	
5	1	5	4		:	group	/	not_group	
1	:	cheetah							
2	:	tiger							
3	:	wolf							
4	:	fox							

図3 レーティング・グリッドの例

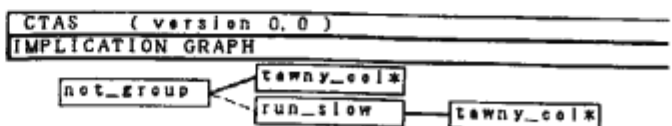


図4 特徴間の導出グラフ

している。

3.2 類型タスクによる

知識獲得

類型タスクは知識システムの問題解決の類型構造に注目した知識表現である。現在、類型タスクとしては「階層化分類 (classification)」「プラン選択と詳細化による設計 (design by plan selection and refinement)」「知識データの検索 (knowledge-directed data passing)」「仮説生成 (abductive assembly of hypothesis)」「状態のアブストラクション (state abstraction)」「仮説照合 (hypothesis matching)」が発見されている。このうち「階層化分類」「仮説照合」が診断型問題に向くことがわかっている。これら2つのタスクをサポートする知識システムシェルスに CSRL¹³⁾がある。CTAS は、「階層化分類」と「順位付け (仮説照合の一種)」のタスクに基づいて知識獲得を行う知識獲得支援システムである。CTAS は、分類対象の項目を専門家から抽出後、項目を2つの群 (グループ) に分ける特徴を抽出する。各グループを分ける特徴が連想されなくなるまで2つのグループへの分割が続けられる。ここで抽出される知識は、分類木 (項目を二分する特徴と項目の集合からなる二分木) であり、階層化分類を行う知識となる。分割が難しくなった似たものの項目集合は、順位付けタスクの処理対象となる。CTASは上述のETS, AQUINASと同様にレイティング・グリッドを各似たもの項目集合ごとに獲得し、リファインする。CTASは、プロダクションルールからなる階層化分類ルールと順位づけタスクのルール (項目と特徴間の関係度を表すルールと特徴間の導出関係のルール) を知識ベースとして生成する。また、ルーチン設計のための知識システムシェルとして DSPL¹⁴⁾が開発されている。このDSPLのタスク表現に従った知識獲得を支援するのが、DSPL-ACQUIRER¹⁵⁾である。このシステムは、DSPLのタスクモデルを詳細化しながら知識獲得を行う。獲得は、「設計対象の (部品の) 階層知識」「各部品の設計管理知識 (specialist)」「設計プラン知識 (plan)」「プラン内のタスク知識 (task)」「タスクステップ知識 (step)」について行われるが、この質問順序を設定できる。しかし、このDSPL-ACQUIRERには知識の連想支援やリファイン支援といった機能はない。

3.3 ドメインモデルによる知識獲得

知識システムが処理する問題領域に含まれる概念と概念間の関係をネットワーク構造で示したものがドメ

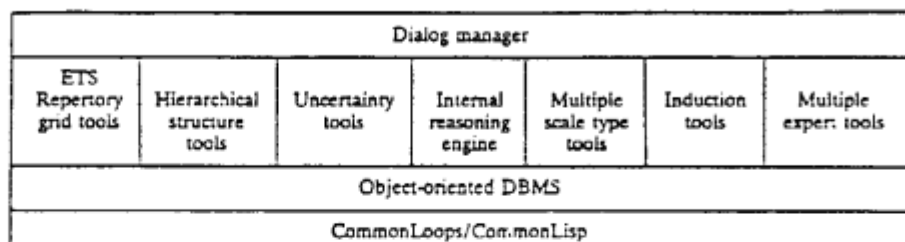


図5 AQUINAS のツールセット

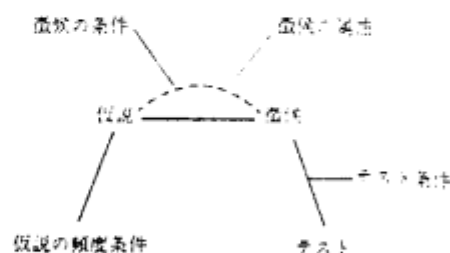


図6 MORE のドメインモデル

インモデルである。各ドメインごとに概念 (ネットワークのノードで表す) やそのネットワーク構造が異なる。レイティング・グリッドでは、項目と特徴が概念として表わされ、レイティング値が概念の関係を表わしているとみることができるが、その項目や特徴に関する制限はない。ドメインモデルではたとえば、徴候、原因やテストなどの概念があり、徴候になりえないものはそのモデルでの徴候に登録できない。つまりレイティング・グリッドより特殊化された知識表現といえる。MORE¹⁶⁾のドメインモデルの例を図6に示す。このドメインモデルは、掘削泥水診断システム MUDの知識ベースのモデルとなっている。ここでは、徴候・仮説・テストが主な概念として扱われている。MOREはこのドメインモデルをリファインするために8つのインタビュー戦略をもっている。ここで8つの戦略とは、differentiation, frequency conditionalization, symptom distinction, symptom conditionalization, path division, path differentiation, test differentiation, test conditionalization である。これらは、好ましくないドメインモデルの関係を探しだし、好ましいドメインモデルにする戦略である。このうちもっとも強力な戦略は、仮説の区分 (differentiation) である。図7(a)において、徴候 S1 (地面がぬれている) から仮説 H1 (雨が降った) と仮説 H2 (雪が降った) が導けるが、診断の目的から考えると、仮説 H1 と H2 のどちらか1つを決定する知識が必要となる。仮説区分の戦略を使えば、新たな徴候 S2 (季節は春・夏・秋) と徴候 S3 (季節は冬) を得られる (図7(b)参照)。知識獲得支援システム KNACK^{16), 17)}もドメインモデルを利用して設計仕様を評価する知識



図 7 (a) リファイン前の知識

(b) リファイン後の知識

を獲得する。

3.4 専門家モデルを利用した知識獲得

類似タスクは、問題解決レベルの知識表現であるが、タスクより小さいレベルの知識表現としてオペレーションがある。専門家モデルはこのオペレーションから構成される知識表現である。

EPSILON/EM^{(18), (19)}では、実際の診断用の知識システムの知識ベースを分析して得られた7つのオペレーションで専門家モデルを構築する方法を提案している。7つのオペレーションとは、選択・分類・ソーティング・組合せ・変換・入力・出力である。

EPSILON/EMでは、あるオペレーションを起点として、その前後に行われるオペレーションを抽出する方法であるプリポスト法を利用して、知識獲得を行う。抽出されたオペレーションは7つのオペレーションのどれかに対応するまで分解される。オペレーションのタイプ(7つのオペレーションのいずれか)が決まると、EPSILON/EMはそのオペレーションを実現する最低限の情報(知識)を専門家から抽出する。図8に専門家モデルの構成を示す。EPSILON/EMの主要な知識獲得ステップをつぎに示す。

- [1] 知識獲得の出発点となるオペレーションの収集
- [2] プリポストオペレーションの抽出
- [3] プリポスト関係のチェック
- [4] オペレーションタイプの決定(7つのオペレーションのいずれか)

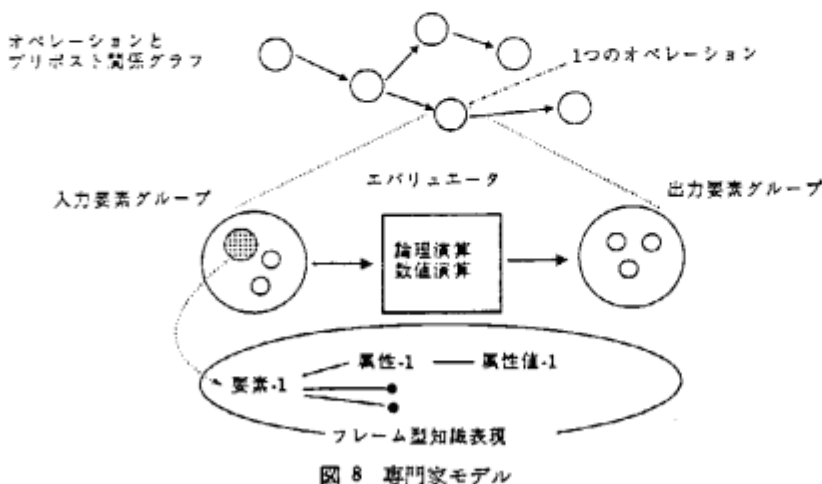


図 8 専門家モデル

- [5] オペレーションの融合(同じ機能のオペレーションを1つにする)
- [6] オペレーションの処理を実現する最低限の知識を抽出(選択オペレーションであれば、選択基準を抽出)
- [7] オペレーションの処理対象の要素抽出(選択オペレーションであれば選択対象を抽出)

- [8] 要素がもつべき属性とその値の抽出

3.5 その他の知識獲得

知識獲得支援システムには、上記のほかに事例による知識ベースの修正に主眼をおいたシステムである TEIRESIAS⁽²⁰⁾、SEEK⁽²¹⁾、MOLE⁽²²⁾、特定 ES 向き知識獲得支援システム OPAL⁽²³⁾(医療診断エキスパートシステム ONCOCIN 専用)や定性推論を利用した知識獲得システム AQUA⁽²⁴⁾がある。

4. 知識獲得支援と学習システム

知識獲得支援システムとして、専門家と対話しながら知識を獲得するシステム(インタビューによる知識獲得支援システム)について述べたが、インタビューの困難な場合には、専門家の作業を観測^{(25), (26)}したり、別の知識から必要な知識を生成する技術が必要となる。前者には学習システムが対応し、後者にはいわゆる知識コンパイル⁽²⁷⁾が対応する。知識ベースの学習では、大規模な先行知識(百科辞典)を利用し、類推で学習をめざす CYC⁽²⁸⁾、説明に基づく学習(EBG: Explanation-Based Learning)^{(29)~(31)}、決定木の学習を行う ID3⁽³²⁾や知識のチャンキング(chunking)を行う SOAR⁽³³⁾などがある。このなかで特に EBG が問題解決の効率化のための知識獲得方法として注目を集めている⁽³⁴⁾。

5. ま と め

知識獲得支援における問題と獲得される知識表現(知識のモデル)の観点から知識獲得支援システムについて解説した。ここで紹介した技術は、主にインタビューに主眼をおく知識獲得支援システムで利用されるものである。インタビュー以外の知識獲得には、テキストからの知識獲得(テキスト解析)、深い知識から浅い知識を得る知識コンパイラや学習システムがある。基本的な知識をもとに経験により知識を増やしてい

く人間の知識獲得のように、知識システムの知識ベースもそのシステムの使用から自動的に知識獲得が行われるのが望ましい。そのため知識ベースの管理機能と学習機能の充実させるために、インタビュースystemにTMS、知識コンパイルや学習機構(特にEBG)などを融合した複合的な知識獲得支援技術の研究開発が必要である³⁰⁾。本解説では、推論機能については言及しなかったが、高次推論の利用により、獲得すべき知識の内容も変わる。たとえば不確実な知識を扱う仮説推論システムがあれば、獲得した知識に真偽の不明な知識があってもよいことになる。また、現在の知識獲得支援システムが獲得するヒューリスティックスは、逐次推論の効率化の知識となっている。ところが並列推論システムでは、従来のヒューリスティックスがそれほど有効でない場合もある。たとえば逐次推論では、可能性が2つある場合にどちらを優先的に処理するかを判定するヒューリスティックスはより良い解を効率的に求めるのに有効である。しかし、並列推論ではその2つの可能性を同時に処理できるため優先判定に関する知識は不要となる。このように推論機構も考慮した知識獲得も今後の研究課題である³⁰⁾。

(昭和63年7月4日受付)

参考文献

- 1) 飯沼, 小林, 國藤, 岩下: エキスパートシステム開発事例による知識獲得の諸相, 計測と制御, 25-9, 801/809 (1986)
- 2) B. Chandrasekaran: Generic Tasks in Knowledge-Based Reasoning: High-Level Building Blocks for Expert System Design, IEEE Expert, 1-3, 23/30 (1986)
- 3) 川喜多: 発想法, 中央公論社 (1967)
- 4) 篠原, 寺野: 関係の階層化を利用した知識ベース構築支援システム, 電子通信学会「人工知能と知識処理研究会資料」A186-32 (1986)
- 5) J. Doyle: A Truth Maintenance System, Artificial Intelligence, 24, 231/232 (1979)
- 6) J. de Kleer: An Assumption-Based Truth Maintenance System, Artificial Intelligence, 28, 127/162 (1986)
- 7) J. Bennett: ROGET: A Knowledge-Based System for Acquiring the Conceptual Structure of a Diagnostic Expert System, Journal of Automated Reasoning, 1, 49/74 (1985)
- 8) J. Boose: Personal Construct Theory and the Transfer of Human Expertise, Proc. Artificial Intelligence, Austin, Texas (1984)
- 9) J. Boose: Expertise Transfer and Complex Problems: Using AQUINAS as a Knowledge-Acquisition Workbench for Knowledge-Based Systems, Int. J. Man-Machine Studies, 26-1, 3/28 (1987)
- 10) 橋, 滝, 藤井, 山崎: 類型タスク構造に基づく知識獲得, 計測自動制御学会知識工学会, 知識獲得と学習に関する特別講演会資料 (1988)
- 11) G. A. Kelly: The Psychology of Personal Constructs, New York: Norton (1955)
- 12) T. Bylander and S. Mittal: CSRL: A Language for Classification Problem Solving and Uncertainty Handling, The AI Magazine, 6/77 (1986)
- 13) D. C. Brown and B. Chandrasekaran: Knowledge and Control for Mechanical Design Expert System, IEEE Computer, 19-7 92/100 (1986)
- 14) T. Y.-L. Chiang and D. C. Brown: DSPL ACQUIRER - A System for Acquisition of Routine Design Knowledge, AI in Engineering: Tools and Techniques, 95/110 (1987)
- 15) G. Kahn S. Nowlan and J. McDermott: Strategies for Knowledge Acquisition, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI7-5, 511-522 (1985)
- 16) G. Klinker, J. Bentolia, S. Genetet, M. Grimes and J. McDermott: KNACK-Report-Driven Knowledge Acquisition, Proc. Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop, 23-0 (1986)
- 17) G. Klinker, S. Genetet and J. McDermott: Knowledge Acquisition for Evaluation Systems, Proc. 2nd Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop, 13-0 (1987)
- 18) H. Taki, K. Tsubaki and Y. Iwashita: Expert Model for Knowledge Acquisition, Proc. IEEE 3rd Annual Expert Systems in Government Conference, Washington, D. C. (1987)
- 19) 滝, 橋, 藤井: 知識獲得のための専門家モデル, 計測自動制御学会, 3部会合同研究会「ヒューマンモデル」(1987)
- 20) R. Davis: Interactive Transfer of Expertise: Acquisition of New Inference Rule, Artificial Intelligence, 12, 121/157 (1979)
- 21) P. Politakis and S. M. Weiss: Using Empirical Analysis to Refine Expert System Knowledge Bases, Artificial Intelligence, 22, 23/48 (1984)
- 22) L. Eshelman and J. McDermott: MOLE: A Knowledge Acquisition Tool that Uses its Head, Proc. AAAI-86, 950/955 (1986)
- 23) M. Musen, L. Fagan, D. Combs and E. Shortliffe: Using A Domain Model to Drive an Interactive Knowledge Editing Tool, Proc. Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop, 23-0 (1986)
- 24) 石田: 定性推論を利用したプロセス診断知識獲得, 日本ソフトウェア科学会第4回大会論文集, D-4-1 (1987)
- 25) 滝: 解釈型知識獲得システム, 情報処理学会「知識工学と人工知能」研究会報告, 88-AI-56-5 (1988)
- 26) 滝: プロトコル解析のための帰納的学習, 同上, 88-AI-59-11 (1988)
- 27) A. A. Araya and S. Mittal: Compiling Design Plans from Descriptions of Artifacts and Problem Solving Heuristics, Proc. 10th IJCAI (1987)
- 28) D. Lenat M. Prakash and M. Shepard: CYC: Using Common Sense Knowledge to Overcome Brittleness and Knowledge Acquisition Bottlenecks, The AI Magazine, 6-4, 65/85 (1986)
- 29) T. Mitchell, S. Mahadevan and L. Steinberg: LEAP: A Learning Apprentice for VLSI Design, Proc. 9th IJCAI, Los Angeles (1985)
- 30) T. Mitchell, R. Keller and S. Kedar-Cabelli: Explanation-Based Generalization: A Unifying View, Machine Learning 1 (1986)
- 31) 山村, 小林: 説明に基づく学習の理論的枠組み, 計測自動制御学会, 知識工学会, 知識獲得と学習に関する特別講演会資料 (1988)
- 32) J. R. Quinlan: Induction of Decision Trees, Machine Learning, 1, 81/106 (1986)
- 33) J. Laird, P. S. Rosenbloom and A. Newell: Towards Chunking as a General Learning Mechanism, Proc. AAAI-84 (1984)
- 34) 小林: 「学習工学」の確立に向けて, 計測自動制御学会, 知識工学会, 知識獲得と学習に関する特別講演会資料 (1988)
- 35) 漢口: 知識獲得支援の方法論的枠組み, 計測自動制御学会知識工学会, 知識獲得と学習に関する特別講演会資料 (1988)
- 36) 滝: 並列推論のためのヒューリスティックス知識<基本検討編>, ICOT-TM (1988) (to appear)