

## 画像処理エキスパートシステムにおける 知識獲得手法

田中 利一 , 末田 直道  
(株)東芝 システム・ソフトウェア技術研究所

我々は、一連の画像処理アルゴリズムを使って原画像から目的画像を得ることを支援するエキスパートシステムEXPLAINを開発してきた。アルゴリズムの利用に関する手順の知識は、専門家が直接IF-THEN ルールで述べるのは困難である。そこで、専門家が本システムを利用して目的画像を得たときの処理の具体例から手順の知識を獲得するメカニズムを組み込んだ。本稿では、EXPLAINにおける知識獲得手法、特にルールを生成するのに必要な情報を得るためシステムが専門家にするインタビューを類推を使ってより知的にする手法について述べる。

### On Knowledge Acquisition Method Used by the Image Processing Expert System EXPLAIN

Toshikazu TANAKA and Naomichi SUEDA  
Systems and Software Technology Laboratory, TOSHIBA Corporation  
70, Yanagicho, Saiwai, Kawasaki, Kanagawa, 210 Japan

We have developed an expert system called EXPLAIN which assists the user in making appropriate sequence of image processing algorithms to get a required image from the original one.

We embedded a knowledge acquisition mechanism in it which captures knowledge about the sequencing from examples obtained through interaction between the human expert and the system.

In this paper, we propose a new method which uses analogical reasoning to allow more intelligent interview by the system when it asks the user for information needed for creating rules.

## 1. はじめに

近年、さまざまな分野においてエキスパートシステムが開発されており、一部には、実用に耐え得るシステムも現われてきている。しかし、まだまだ、エキスパートシステムを開発するための手法、ツール等は、十分とはいえない。特に、エキスパートシステム設計段階での知識の獲得及び、システム運用段階における知識獲得手法に関しては、未だ確固たるものがなく、これが、エキスパートシステム開発のボトルネックになっていることは周知の事実である。

我々は、画像処理アルゴリズム群の利用をサポートする画像処理エキスパートシステム(EXPLAIN)の研究・開発を行なっている<sup>[1][2]</sup>。EXPLAINでは、専門家が、ある画像処理を行うためのアルゴリズムの手順に関する知識を、断片的な知識獲得が行い易いという理由で、IF-THEN型のプロダクション・ルールで表現することにした。しかし、実際に、画像処理の専門家から、この種の知識を引き出すことは非常に困難であることが判明した。そこで、エキスパートシステム内に知識獲得するメカニズムを組み込むことが必要になった<sup>[3]</sup>。

本稿では、EXPLAINがもっている知識獲得メカニズムと、現在、検討を進めている“より知的な知識獲得方法”について述べる。

## 2. 知識獲得技術の現状と課題

まず、EXPLAINの知識獲得方式とその改良点を明確にするため、知識獲得技術全般の現状と課題について論じる。

### 2.1. 知識獲得の側面

エキスパートシステムの開発は、まずプロトタイプを作成し、それから実システムを開発するという手順を取ることが多い。したがって、知識獲得は、プロトタイプ用の初期知識ベースを生成する設計段階と、実システムにおいてそれを拡張・詳細化していく運用段階に分けられる。

知識獲得の本質は、専門家から知識ベースへの知識の移転と考え、知識獲得の問題は、知識の抽出、変換、管理という3つの観点から論じることができる。図1のように、抽出は、専門家の頭の中( $R_0$ )から中間表現( $R_1$ )への知識の移転、変換は、中間表現から次の中間表現への知識の移転( $R_1 \rightarrow R_{i+1}$ )、管理は各段階の知識ベースの一貫性などの管理( $R_i$ 上での推論 $I_i$ )である。

### 2.2. 各フェーズにおける知識獲得技術の現状

#### 2.2.1. 設計段階における知識獲得

設計段階における知識獲得作業としては、初期知識の抽出、ドメイン・モデルの作成、初期知識ベースの生成がある。ここで、ドメイン・モデルとは、対象分野に固有の知識構造のことをいう。開発手順としては、初期知識の抽出がドメイン・モデルの作成に先立つ場合とその逆の場合が

考えられる。

#### (1) 初期知識の抽出

これは、プロトタイプの知識ベースに格納する初期知識を抽出する( $R_0 \rightarrow R_1$ )作業である。プロトタイプの評価を行なうのに十分な質・量の知識をいかに迅速に抽出するかが問題となる。最初はまったく白紙の状態での抽出を行なうので、専門家の思考をまとめ上げながら、系統的かつ網羅的な発想を支援する必要である。

これに関しては、対象分野を限定したシステムが成功を納めている(ETS<sup>[4]</sup>、MORE<sup>[5]</sup>、MOLE<sup>[6]</sup>)が、そこでは予めドメイン・モデルが想定されていて、その構造をうまく生かして系統的な抽出を行なっている。対象が曖昧で、構造化されていない場合は、KJ法、MN法など実践主義的な手法が援用される場合が多い。

#### (2) 知識構造の同定とドメイン・モデルの作成

獲得対象の知識がどのような構造を持つかを調べることは、個々の事実・ルールを抽出することと同様に重要である。というのは、その構造が、知識表現・推論方式を決定したり、運用フェーズにおける知識獲得の基盤になるからである。この作業は、専門家の思考の整理 $I_0$ 、および計算機上での処理 $I_1$ の結果、計算機上の表現 $R_1$ を決定することと考えられる。

この問題に関しては、現在では、以前に開発された同様のタスクを実行するエキスパートシステムを参考にして、初期知識を獲得する前に対象分野のドメイン・モデルを作成しておき、これに基づいて初期知識を抽出する場合がほとんどである。初期知識からモデルを作成する手法も提案されている<sup>[7]</sup>。

#### (3) 初期知識ベースの生成

抽出した知識をいかにして実行可能な知識表現に変換するか( $R_1 \rightarrow \dots \rightarrow R_n$ )という問題である。この変換を支援するためには、内部的な知識表現・推論

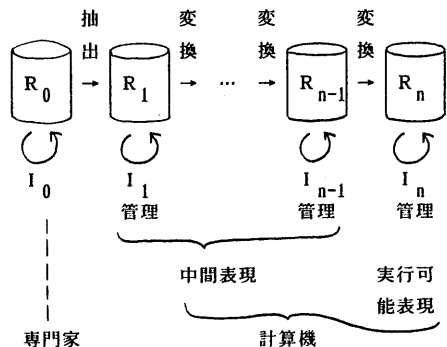


図1. 知識獲得における知識操作

方式がはっきりと定まっていなくて困難であり、実際、完全な自動変換を支援するシステムはとんどない。

以上のように、設計段階では、知識獲得の問題と知識表現・推論方式の決定という問題が複雑にからんでおり、知識抽出の計算機支援をはばむ原因となっている。現在では、選択形、診断形といったタスクに限定した支援システムがあるにすぎない。

### 2.2.3. 運用段階における知識獲得

初期知識ベースは、不備な点を含んでいるので運用段階において拡張・改良される。ここで、知識ベースが“不備”とは、開発しているエキスパートシステムに対する機能・性能上の要求を満たしていないこと、特に、推論過程・結果が専門家の予測と異なることである。その原因としては、知識の不足、誤り、矛盾などが考えられる。いずれにしても、運用段階における知識獲得作業としては、不足している知識の指摘とその抽出・追加、および、誤った知識の指摘とその修正がある。これらを、①知識ベースの不備の指摘、②追加・修正すべき知識の抽出、③知識の追加・修正に伴う知識ベースの管理の3つがある。①から③のどれを支援するか、これらをどのような手順・サイクルで支援するかは、各支援システムにおいて異なるであろう。

#### (1) 知識ベースの不備の指摘

支援のレベルとしては、①不備のみ指摘する、②不備の箇所を指摘する、等が考えられるが、本質的には、これは、図1の各 $R_1$ において、その知識の不足・不備を分析することである。方法としては、①中間表現 $R_1$  ( $i=1, \dots, n-1$ )を分析する静的分析、②実行可能表現 $R_n$ を分析する動的分析の2つに分類できる。前者は、実システムの推論エンジン $I_n$ では実行不可能な中間表現を解析するので、“静的”分析と呼ぶことにし、後者は、実システムの推論エンジン $I_n$ 上で推論するので“動的”な分析と呼ぶことにする。

静的分析の例として、前述のMORE、MOLEがある。ここでは、対象を診断タスクに限定して、明確なドメイン・モデル(仮説、徴候、因果パスなどからなる)が用意されており、それに基づいて抽出した知識の構造を解析することによって、徴候や因果パスの不足を指摘し、その入力に専門家に促すという方式をとっている。動的分析の例としては、SEEK<sup>[8]</sup>、SEEK2<sup>[9]</sup>がある。これもやはり診断タスクを想定しているが、複数の診断結果から誤った結果を導くバグ・ルールを同定し、それを自動訂正する方法を提供している。

#### (2) 不足知識の抽出・不備知識の修正の支援

知識ベースの不備が指摘されると、適当な時点で知識ベースに変更が加えられることになる。この際、専門家から新たな知識が抽出される場合と既存の知識の修正のみの場合がある。後者は、(3)の知識ベース管

理とも関係しているので、後で述べ、ここでは、専門家からの知識の抽出について述べる。なお、専門家 $R_0$ から抽出された知識は、 $R_1$ を経て実行可能知識ベース $R_n$ に格納されるまでの過程は、様々な場合が考えられるがここでは、抽出すること自体( $R_0 \rightarrow$ )の支援に集中する。

専門家が適切な知識を提供できるように、どのような状況で知識が不足しているか、知識に不備があるかといった“場”を意識できるような支援が必要である。これに対して有効な手法として、“見習い方式”<sup>[10]</sup>がある。これは、専門家とエキスパートシステムが対話的に協調しながら問題解決をおこなうシステムにおいて、通常はエキスパートシステムは“専門家”として振舞うが、エキスパートシステムが推論できない事象があるときや誤った推論をしたときに、“見習い”になり、専門家に判断をあおぐ。エキスパートシステムは、両者による問題解決の一連の流れを記録しておき、知識として獲得するものである。この場合の知識抽出は、一連の問題解決の過程において行われるので、専門家は、システムから質問を受けたときの状況を正確把握することができる。

#### (3) 追加・修正に伴う知識ベース管理の問題

追加・修正に伴わない抽出された知識は、既存の知識と不整合を起こさないように知識ベースに格納されなければならない。特に人間によって追加・修正が行なわれた場合は注意を要する。また、既存の知識と融合してより適切な表現にまとめられるべきである。このような問題は、“同化”と呼ぶこともできる。

また、知識ベースの管理としては、制約条件の満足や無矛盾性のチェックなどがある。これに対しては、信念管理システム(TMS<sup>[11]</sup>、ATMS<sup>[12]</sup>)の応用が期待できる。これらのシステムでは、推論過程の正統制の依存関係を記録しておき、制約条件の侵害や矛盾に遭遇したときにその原因となる事実を突き止め、それに対する信念を修正するものである。

## 2.3. 知識獲得技術の課題

2.2節の考察より、“知識獲得”と一言でいっても、そこには様々な問題が存在する。ここでは、そうした問題のうち、今回のEXPLAINの知識獲得メカニズムの改良に関連するものについて、今後の課題を論じる。

### 2.3.1. インタビュー技術

ここでの課題は、いかにして専門家の脳を刺激し、適切な知識を出してもらうかに集約される。初期化フェーズでは、白紙の状態知識を抽出するため、KJ法、MN法などの発想的なアプローチがとられることが多いが、それを支援するシステムは少ない。詳細化フェーズでは、知識ベ

スの不備や、バグ・ルールの指摘ののち、それらを改良できる適切な知識を抽出する必要があり、発想だけでなく、現在注目している知識ベースの部分、推論状況をいかにして正しく認識してもらうかが重要になる。

また、こうしたインタビュー戦略は、それ自体が知識であり、システムの利用とともに拡張されるべきである。NeoETS<sup>[13]</sup>では、インタビューを行なうエキスパートシステム(Dialog Manager)をサブシステムを持っていて、過去からの蓄積で得られたインタビュー戦略がルールとして組み込まれている。このようにインタビュー戦略自体を獲得し、より知的になっていくようなシステムが今後望まれる。なお、インタビューという行為の心理学的側面に関する研究は、行なわれてはいるものの知識獲得支援システムとの関連で論じられることはまだ少ないようである。

### 2.3.2. 学習機能

既存の知識ベースに格納された知識から、機能・性能的な向上をもたらす新たな知識を自動的に生成することは、知識獲得システムの重要な機能である。ここでは、これを狭義の“学習”と呼ぶことにする。また、知識の変換においても学習は利用される。図1の図式では、

$$R_i \rightarrow R_i' \quad (> R_i) \text{ あるいは}$$
$$R_i \rightarrow R_{i+1} \quad (> R_{i+1})$$

と定式化できよう。なお、知識獲得と学習は、しばしば同義で用いられるが、本稿では、専門家からの知識の抽出を含む場合はあくまで知識獲得として捕らえる。

“学習”は、次の4つの種類に分類される。

- ①暗記学習 (Rote learning)
  - ②助言による学習 (Learning by being told)
  - ③例題からの学習 (Learning from examples)
  - ④類推による学習 (Learning by analogy)
- ①、②は、広い意味で演繹推論であり、③、④は、それぞれ、帰納推論、類推と考えることができる。知識獲得においては、例題から帰納的に一般的な知識を生成したり、既存の知識から新しい知識を類推したりする場合に、③、④の応用が期待されている。

## 3. EXPLAINの構成

### 3.1. システム構成

EXPLAINは図3(次ページ)に示すようにコンサルテーション部、画像処理実行部、および知識管理部とから成っている。また機器構成はユーザとの会話及び推論するためにUX-700と画像処理を行い、その結果を表示するための高速画像処理装置TOSPIX-IIからなっている。

#### 3.1.1 コンサルテーション部

コンサルテーション部は次のような機能を有している。

#### (1) 概略手順推論機能

原画像の画像属性を入力することにより、その画像に適した概略手順を推論するメタ推論を行う機能。これは次に行う詳細な手順を推論する際に不必要な推論を抑え推論効率を高める役割を果たしている。

#### (2) 詳細手順推論機能

概略の手順に沿って詳細な手順を導出するための推論である。システムは、推論に必要な画像属性を利用者に問い合わせながらアルゴリズムを選び出す。選択されたアルゴリズムは画像処理実行部で実行され、その処理効果は利用者に問合せられる。この際の処理効果は、適用されたルールに記述されており、問合せの結果、処理画像が提示された効果を満たしていれば次の手順の推論を行い、満たしていなければ処理を前の段階に戻し別の手順を選択するために再推論する。

#### (3) 説明機能

手順を導出した理由やユーザに対してシステムが問い合わせている根拠について説明するものである。また現在の処理の位置付け推論トレースもユーザは必要に応じて見ることができる。

### 3.1.2 画像処理実行部

#### (1) アルゴリズム結合機能

画像処理を実行するために必要な情報を収集し、推論過程で実行される画像処理の連続性が保たれるように実行環境を整える。以前に実行した処理結果値との自動結合や、推論時バックトラックが発生した際の処理対象画像や各処理情報の復元などを行う。

#### (2) 画像処理機能

画像処理を実行する部分であり、アルゴリズム群からなっている。

### 3.1.3 知識管理部

#### (1) 知識獲得機能

知識獲得の方法は、専門家に画像処理を実行させ、システムは、その試行錯誤過程をトレースし、最終的に絞られた手順の着眼点を専門家との質問応答方式によって得ることにより、知識を生成していく形態をとっている。知識獲得するモードとしては、最初から知識獲得処理を行うものと、通常のコンサルタントを受けながら、導出された手順に不満な場合、または、適合するルールがなくなったときに知識獲得処理に移行する二つのモードがある。

#### (2) 知識エディット機能

すでに格納されている知識の修正、削除を行うものである。また、エディット方式は、知識として表現されている属性との整合性をとるために、メニュー方式で行われる。

### 3.2. 知識表現

#### 3.2.1. 手順に関する知識

##### (1) 概略手順の知識

この知識は、専門家が原画像をみて大雑把に手順を導出する知識に該当する。例えばリンゴの木の画像の場合、木になっているリンゴの実（対象物）を取り出したいと言う要求に対し、リンゴと背景（木の葉、土、空等）に関し、濃度（明るさ）についての関係、ノイズについての関係、対象物同士についての関係等が、手順導出のための判断材料になってくる。例えば、「このような画像処理属性ならばA処理を行いB処理を行った後にC処理を行えば良い」とか「特にこのケースはA処理の前にB処理を行った方が効率的だ」といった思考をしながら画像処理専門家は概略の手順を設定する。これは以下の詳細な手順の推論を制御するためのメタ知識に相当している。

##### (2) 詳細手順の知識

この知識は、最終的に各アルゴリズム名列にまでブレークダウンするためのものである。従って、各アルゴリズムに到達するまでには幾段もの階層になった知識構造となっている。知識内容としては、「もし、A処理を行いたい時、画像属性が、aかつbかつcであるならば、B処理を行った後にC処理を行なう。そうすると画像属性は、dかつeかつfになり、その時の画像種はHとなる」となる。（図2）

処理要求部：

濃淡画像の背景除去処理

条件部：

背景と対象物の濃度差がほぼ等しく、かつ、背景と対象物の大きさは背景のほうが大きい。

行動部：

（ラベル付処理）  
（面積しきい値処理）

効果部：

背景がなくなる

処理結果画像：

ラベル画像

コメント：

（特になし）

図2. EXPLAIN の知識表現

#### 3.2.2 画像属性に関する知識

専門家が画像をどのように見ているかという画像の評価項目に相当する。画像を把握するために、画像評価項目、画像属性項目、評価値の3つの要素を利用している。

##### (1) 画像評価項目

画像評価項目は画像処理専門家が画像中の何を対象に評価するかを抽出したものである。（対象物、ノイズ、背景、等）

##### (2) 画像属性項目

画像属性項目は、画像評価項目に対し、評価する観点の項目である。（形状、数、周期性、等）

##### (3) 評価値

評価値は画像属性項目がとり得る値を利用者が対応できる様に定性的、相対的な値で設定する。

また、画像属性に関する言い換えの知識も、この中に含まれる。

#### 3.2.3 画像処理アルゴリズムに関する知識

TOSPIX-II の使い勝手に関する知識で操作マニュアル情報がフレームの形式で格納されている。これらの知識はアルゴリズムが選ばれて実行される時に、実行環境を整えるために前後処理を付加し、パラメータ値を設定し、前に行われた処理との入出力データの結合をしたりするための知識として利用される。

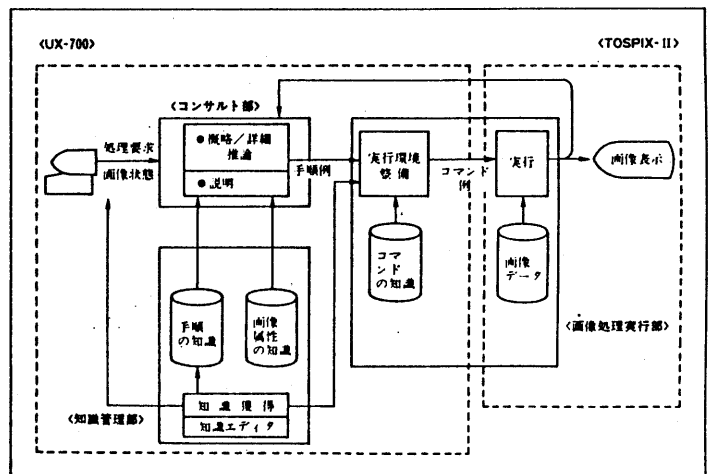


図3. EXPLAIN の構成

#### 4. EXPLAINにおける知識獲得

##### 4.1. 知識獲得上の留意点

本システムが獲得すべき知識は、前述の様に専門家の知識（ノウハウ）である。特に、画像処理の様に、定理・公理さらには定石のような一般的に通用するノウハウが非常に少ない分野においては、専門家の経験則が知識の大部分を占める。その上、この様な経験則は、専門家自身でもその内容を体系的にまとめる事が困難な場合が多い。このため、本システムで行う獲得は、いかにして専門家から知識を引き出すかという発想的なアプローチによって設計した。ここで検討された獲得の手段は以下の様なものである。

##### (1) 専門家の頭脳にある思考をまとめ上げる方法

一般的に知られているKJ法やMN法等の手段を応用し、システム内に各手法をソフトウェア的に実現し、専門家自身でも不明瞭なノウハウを、システムがまとめ上げていく方法である。この方法はまとめ上げるべき問題解決の解法、又は、関連する情報を何らかの形で引き出す事がポイントとなる。これを画像処理の場合に当てはめると、ある目的を実現するための解法について専門家に問合せる事に対応し、概念レベルの解法からトップダウン的（演繹的）に知識を獲得していく事に相当する。この様な獲得は、一般的な方向を求めるには優れているが、専門家の場当たりの発想まではカバー出来ない。

##### (2) 専門家の具体的な行動（オペレーション）から知識を獲得する方法

与えられた問題に対して行われた専門家の解決（本システムの場合はオペレーション）を専門家の知識として獲得する方法。この方法は、具体的な処理コマンド列の形で知識を獲得するボトムアップ的（帰納的）な方法である。実際に問題を解決した履歴が基になっているので、得られる知識は信頼性が高い。しかし、このままの形で知識登録を行うと、汎用性に欠けた知識を獲得する事になる。

##### 4.2. EXPLAINにおける知識獲得方法

本システムでは、上記のような検討を行い処理手順に関する知識に対しての知識獲得メカニズムを実現した。

動作概要は次の通りである：

- ① 専門家に画像処理実行部のマンマシン・インタフェースを通して、一連の画像処理を実際に実行してもらう。
- ② 目的とする処理が完結するまでの専門家の試行錯誤の履歴をとっておく。
- ③ 処理が完結した時点で最も目的とする画像に近いものを専門家に示してもらい、その画像を得るために必要となった処理コマンド列を、オペレーション履

歴を検索することにより求める。（図4）

④③で求められた処理コマンド列を表示して、何らかの形で関連付けられる手順列を指摘してもらう。システムは、その手順をつかった時点で、専門家が着目した画像属性をメニュー的に表示することにより、専門家の頭脳を刺激しながら条件文を生成していく。次に、関連付けられた知識に対して代表的な呼び名や留意点等の必要項目をシステムが問合せる事によって、手順列を断片的なノウハウにまとめ上げ、このまとめ上げの操作をくり返す事により、知識の抽象化を図っていく。（図5）

このように①から③で特殊化を行ない、④で一般化するという流れをとることにより、図15に示すように、ある一つの問題解決の事例によって、六つのルールを獲得できたことになる。

##### 4.3. 現状の知識獲得メカニズムの問題点

前節で述べたようにEXPLAINでは、専門家の試行錯誤過

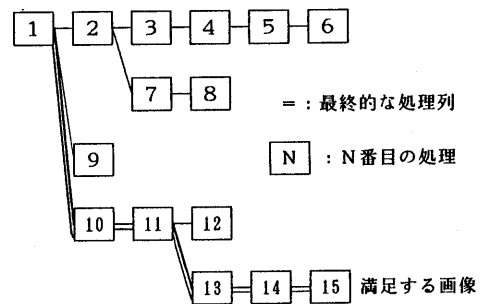


図4. 専門家の試行錯誤過程

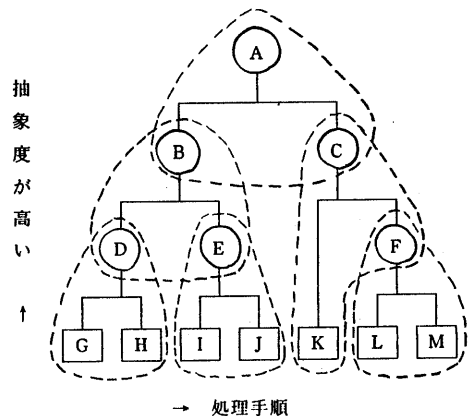


図5. 知識生成過程

程から、その問題の解であるアルゴリズム列を求め、そのアルゴリズム列を分断しグループ化していくことによって、抽象化をはかっていくというアプローチをとっている。しかし、ここで得られた知識は 3.2.1項で述べた「手順の知識」における、処理要求部と行動部ができたにすぎず、「条件部」、「効果部」などは、まだ生成されていない状態になっている。

現状のEXPLAIN の知識獲得メカニズムは、この「条件部」等の設定においては、以下の様に行っている。

- ①属性の知識から画像属性項目の一覧を表示する。
- ②このアルゴリズム列を選ぶに当っては、どの画像属性項目に着目したかを質問し、画像属性一覧表の中から選ばせる。(もし画像属性項目一覧表の中に適当な画像属性項目がない場合は、新たな属性項目として画像属性項目登録処理を先に行う。)
- ③選んだ画像属性項目に対する画像評価項目と評価値を設定させる。

この様に、専門家に一覧表を見せて、その中から画像属性項目を選ばせることによって条件部を生成している。画像属性項目一覧表を専門家にさせることは、専門家の脳をある程度刺激し、知識の開発に役立つと考えられる。しかし、これは、あくまでシステム側が受身であり、知的な要素は存在しない。仮にシステムが試行錯誤結果として得られた「処理要求部」と「行動部」とから「～の画像評価項目の～の画像属性項目に対して着目したのではないですか?」と専門家に問いかけるほうがより知的である。このようなことを行なうために、既に獲得されている知識からの類推により、適切な質問を行なう方式を提案する。

## 5. 類推による知識獲得へのアプローチ

### 5.1. 類推とは

人間の思考活動は、演繹・帰納・発想という3つの推論によって支えられている。類推は、3番目の発想を支援するもので、「いくつかの対象間に類似性(これを類比と呼ぶ)を発見し、一方の対象で成立する事実、関係などの知識を他方のそれに変換することにより、問題解決の手掛かりを得たり、未知の事実を予測推定する推論方式の一種である。」<sup>[14]</sup>類推は、問題解決形の類推と予測推定形の類推に分類できる。問題解決形の類推は、定理証明や計画立案のように、素手に得られている類似の問題の解を利用するものである。予測推定形の類推は、2つの異なった対象間に類比を取り、一方の世界で成立する知識を他方の世界の知識に変換して利用するものである。

類推の機械化において重要なのは、

- ①類比 $\phi$ の定義、
- ②類比 $\phi$ を取るアルゴリズム、
- ③類推の方式

を定めることである。

$$\begin{array}{l} \text{対象 } S_1 : \text{前提 } \alpha_1, \dots, \alpha_n \rightarrow \text{結論 } \alpha \\ \text{類比 } \phi \left\{ \right. \\ \text{対象 } S_2 : \text{前提 } \beta_1, \dots, \beta_n \rightarrow \text{結論 } \beta ? \end{array}$$

予測推定形の類推に関しては、有川・原口により、一回述語論理上での定式化が提案されている。そこでは、構造的な“部分同一”という概念に基づいて類比を取り、類推機構を演繹システムの中で実現するための定式化と推論方法を提供している<sup>[15][16]</sup>。この方法の特徴は、①類比を事前に取り取るのではなく、最も良い類比を取りながら類推を進めること、および、②類推のメカニズムが演繹推論の中に埋め込まれていることである。

## 5.2. EXPLAIN への適用

### 5.2.1. 類推の定式化

EXPLAIN においては、次のように定式化する：

$$\begin{array}{l} \text{既存知識} : (P_1 \text{ :- } P_{11}, \dots, P_{1n}) \rightarrow (a_{11}, \dots, a_{1m}) \\ \text{類比 } \phi \left\{ \right. \\ \text{獲得知識} : (P_0 \text{ :- } P_1, \dots, P_m) \rightarrow (a_1, \dots, a_m) \end{array}$$

EXPLAIN における類推による知識獲得の方法：

- ①既存知識獲得メカニズムから「手順の知識」における「処理要求部」と「行動部」の情報を得る。
  - ②既存の知識ベースから類似パターンであると判断できるルールを探す。(類比 $\phi$ )
  - ③類似パターンであると判断されたルールの「条件部」を取り出す。
  - ④条件部に記述されている画像属性項目を類比 $\phi$ によって変換し、着目画像属性項目を類推する。
  - ⑤専門家に類推結果を提示し、修正を促す。
  - ⑥完成したルールとして生成する。
- ここで技術的ポイントは、②の類似パターンの判定と、④類比 $\phi$ による画像属性項目への変換である。

### 5.3.2. ルールの類似性の判断と類比による変換

EXPLAIN の「手順の知識」は、ある目的を達するため処理の順序が知識化されたものである。したがって類似性を判断する要素としては、その順序列であり、これが似ているか否かという問題になる。例えば「処理要求部」と「行動部」の関係をPrologで記述すると

$$P_0 : - P_1, P_2, P_3, \dots (1)$$

これは「 $P_0$  : を行うためには処理 $P_1$ を行った後に $P_2$ を行い $P_3$ を行えば達成できる」と読むことができる。今、

(1) の情報が得られたとする。ここで知識ベースから、あるルールの「処理要求部」と「行動部」ととってきて、この関係が(2)の通であったとする。

$$P_{10} : -P_{11} \cdot P_{12} \cdot P_{13} \cdot \dots (2)$$

ここで、類推により、各  $P_j \phi P_{ij}$  を見い出す。

そこで  $P_j \phi P_{ij}$  ということは、これらが共に同じ概念下の処理と見なすことであるとする。従って処理の概念関係を示す知識を事前に用意しておく必要がある。

process-rel (計測, [面積, 周囲長, ..., 円形度])

process-rel (強調, [輪郭線, 境界線, ..., 濃淡])

process-rel (除去, [背影, ノイズ])

各処理は「画像処理アルゴリズムの知識」には、その処理の目的が書かれている。上記の例において、

$P_j$  の処理目的: 面積計測

$P_{ij}$  の処理目的: 周囲長計測

であるならば、「計測処理」という概念で、類似だとみなすことにする。処理に対して概念的に同じであるものを既存ルールから選び出すことによって、類似ルールを求める事ができる。

類似ルールがもとまれば、類比  $\phi$  により、そのルールにおける画像属性条件 ( $a_{11} \dots a_{1n}$ ) を ( $a_1 \dots a_n$ ) に変換して、獲得対象ルールの画像属性の質問項目とする。

## 6. おわりに

EXPLAIN は、設計型のエキスパートシステムの範疇に属する。この設計型のエキスパートシステムは、診断型に比してより一層、知識獲得は難しいと考えられる。しかし、この難関を越えないと、エキスパートシステムの実用化は、おぼつかない事は、自明であろう。我々の知識獲得メカニズムの第1ステップである例題(試行錯誤過程)から知識の核を獲得する方法は、ある程度効果を上げることができた。現在、第2ステップにあたる類推を取り込んだ知識獲得メカニズムの開発は、未だ知識範囲を絞り、簡単な知識での実験段階である。導びかれる結果は、前述の様に1段の置替え推論(処理間の概念関係)であるため、人間の行う類推とは、まだほど遠い感じもする。このシステムでは、類推した結果を専門家に問い合わせる(問題を投げかける)方式により、専門家の脳が刺激されることを期待したものである。従って、その問いかけの正しさは、100%である必要はない。

未だ我々のシステムは知的知識獲得に1歩足を踏み出した段階であるが、今後、改良、実証試験を繰り返し、より知的なものにして行きたいと考えている。

## 【参考文献】

- [1]星他: 画像処理エキスパートシステム、情処学会第30回全国大会、pp.1491-1492(1985).
- [2]末田他: 画像処理パッケージ利用におけるプログラム設計支援システム、日経データプロボックス「エキスパートシステム理論と応用」、日経データプロ、pp.135-154 (1986).
- [3]星他: 画像処理エキスパートシステム - 知識獲得の一手法について -、情処学会第31回全国大会、pp.1035-1036(1985).
- [4]Boose, J.H.: Personal Construct Theory and the Transfer of Human Expertise, AAAI '84, pp.27-33(1984).
- [5]Kahn, G., et al.: MORE: An Intelligent Knowledge Acquisition Tool, IJCAI '85(1985).
- [6]Eshelman, L., et al.: MORE: A Knowledge Acquisition Tool That Uses Its Head, AAAI '86, pp.950-955(1986).
- [7]大内他: 2項関係理論による知識獲得ツールとしての階層構造分析法の構成、電気学界論文集, Vol.107, No.2 (1987).
- [8]Politakis, P., et al.: Using Empirical Analysis to Refine Expert System Knowledge Bases, Artif. Intel., Vol.22, pp.23-48 (1984).
- [9]Ginsberg, A., et al.: SEEK2: A Generalized Approach to Automatic Knowledge Base Refinement, IJCAI '85, pp.367-374 (1985).
- [10]Mitchell, T.M., et al.: LEAP: A Learning Apprentice for VLSI Design, IJCAI '85, pp.573-580 (1985).
- [11]Doyle, J.: A Truth Maintenance System, Artif. Intel., Vol.24, pp.231-272 (1979).
- [12]de Kleer, J.: An Assumption-Based Truth Maintenance System, Artif. Intel., Vol.28, pp.127-162(1986)
- [13]Boose, J.H., et al.: NeoETS: Capturing Expert System Knowledge in Hierarchical Rating Grids, IEEE, Expert Systems in Government Symposium, pp.34-45 (1986).
- [14]有川: 帰納推論と類推 - 理論と応用 -、古川・溝口編: 知識の学習メカニズム, pp.23-51 (1986).
- [15]原口: 類推の機械化について、古川・溝口編: 知識の学習メカニズム, pp.125-154 (1986).
- [16]原口、有川: 類推の定式化とその実現、人工知能学界誌, Vol.1, No.1, pp.132-139 (1986).