特集 不完全な知識の下での推論

仮説推論[†]

石塚 満*

1. はじめに

一般的に述べると仮説推論は、真か偽か不明な事柄をとりあえず真と考えて(仮説を立てて)推論を進め、矛盾なくうまく問題が解決できれば(ゴールに到達すれば)立てた仮説は正しかったと考えるという形式の推論である。仮説という真か偽か不明で他の知識と矛盾する可能性を有する不完全な知識も扱うということで、知識ベースの能力の幅を広げることができる^[1,2]。(従来の知識ベースは常に成り立つ知識を集めて、演繹的推論により答を求める構造となっている。)しかし、仮説は否定される可能性のある知識(defeasible knowledge)であり、知識ベースが不完全な知識であるこのような仮説を含むと非単調推論(non-monotonic reasoning)が必要になり、低い推論速度が大きな問題になる。

本稿では筆者らの研究を中心として、仮説推論の原理、応用、高速推論メカニズムについて紹介し、最後にファジィ推論との差異について触れることにしたい。

2. 論理に基づく仮説推論

形式が整っている論理は知識表現と推論の基盤として重要な役割を果す。仮説推論にも幾つかのバリエーションがあるが、ここでは論理に基づく仮説推論^[2-5]について紹介する。

この仮説推論は図1に示すように、知識ベースを完全な知識(対象世界で常に成り立ち矛盾の可能性のない知識)の集合 F と、仮説(hypothesis)の知識(対象世界で常に成り立つとは限らず矛盾の可能性をもつ知識)の集合 H とに分ける。 H の部分集合を h 、すなわち $h \subseteq H$ とする。

基本的な推論動作は次のとおりである。ゴール G が与えられたとき、まず F から G が演繹的に証明できるか確かめる。 F からだけでは証明できないとき、次の条件を満たす h を求める。

$$\begin{cases} F \cup h \vdash G & (F \text{ と } h \text{ から } G \text{ が証明できる;} \\ & \vdash \text{ は演繹的証明を示す論理記号}) \\ F \cup h \text{ は無矛盾} \end{cases}$$

すなわち、完全な知識の集合 F だけから G を証明できればそれでよいが、 F からだけでは G を証明できないとき、仮説の集合 H の中から無矛盾な部分集合 h を切り出し、 F と合わせて G を証明するようにする。多くの場合、 h は最小性(または非冗

図1 論理に基づく仮説推論の基本構造

[†] Hypothetical Reasoning

* Mitsuru ISHIZUKA

東京大学 生産技術研究所

Institute of Industrial Science, Univ. of Tokyo

長性)、すなわち h の部分集合 h' が上記の条件を満たさないことも要請される。

我々の頭脳の中にも互いに矛盾を生ずる可能性のあるような不完全な知識が多数あるが、与えられた一つの問題に対する解を求めるときには、ある無矛盾な知識の範囲を切り出してきて問題に対処する。上記の仮説推論はこのような人間の思考法に対応しているといえる。

通常の演繹推論では、知識ベースからゴール G が証明できるとき成功 (G は真)、証明できないとき不成功 (G は偽) となり、 G が変数を含む場合、成功のときには変数へ代入(束縛)された値も解として返される。これに対し、上記の仮説推論では G は証明することが条件であり、この証明に必要な無矛盾な仮説 h を生成する。すなわち、演繹推論を逆向きに利用して解を求める構造になっている。

完全な知識は不完全な知識の一種とも考えることができ、両者を区別せずすべての知識を仮説として知識ベースを構成することも原理的には可能である。しかし、これでは推論の効率が悪くなる。すなわち、仮説は矛盾の可能性があるので、使用時には無矛盾性チェックの計算が必要であり、時間がかかる。常に正しく矛盾となる可能性がない知識を完全な知識として分離し、無矛盾性チェックを省略できるようにすることは、実用的な推論速度を達成するために不可欠である。また多くの場合、可能な仮説はあらかじめ記述しておくという形式を採るが、これも考慮する仮説の範囲を限定し実用的な推論速度とするために必要である。ゴールの証明のために不足している仮説を何もないところから生成することも可能であり、この場合は発想(abduction)*を実現する推論となる。

知識ベースが不完全な知識を含むと推論が非単調となる。仮説は不完全な知識の一種であり後に否定される可能性をもつので、仮説推論も一つの非単調推論系である。不完全な知識に関係する非

単調推論系には、デフォルト論理、様相論理による非単調論理、自己認識論理、サーカムスクリプション(極小限定)などもある。これらの非単調推論系間の関係も、次第に明らかになってきている^[1]。非単調推論系の中で、ここでの仮説推論は図1による説明から理解されると思うが、最もシンプルな形式のものである。最もシンプルな形式でありながら以下に例示するように、他の非単調推論系にはない、実用的問題へ直接的に適用できる枠組みとなっている点が大きな特徴である。

3. 診断型問題と設計型問題への適用

仮説推論システムの実用性を示すために、例を挙げて診断型問題と設計型問題への適用法を示す。

診断問題は観測事象(故障の症状)を説明するのに必要な仮説(故障の原因)を生成する問題ととらえられ、認識問題も同じ構造としてとらえられる。設計問題では与えられた仕様を満たすのに必要な仮説(設計要素、部品)の組合せを生成する問題としてとらえられ、診断型問題と同様に仮説推論を適用できるが、解の探索空間が非常に大きくなるので効率的な推論機構が必要となる。

(3-1) デジタル回路の故障診断

仮説推論の診断問題への適用の基本的な考え方は次のとおりである。故障の可能性のない(常に正しい)システム要素を完全な知識 F として記述し、故障の可能性を仮説 H として記述する。起り得ない仮説の組合せの状況を矛盾として記述する(F の一種である制約知識となる)。そして、故障の症状の観測をゴール G として与える。論理に基づく仮説推論の場合、以上のいずれの記述も論理式として与える(推論の効率化のためには論理式をホーン節に制限した方がよい)。

Prolog の推論機能を利用して仮説推論システムを実現し、デジタル回路の故障診断へ適用した動作例を示しているのが図2である^[6,7]。この場合、ゲート間の結線は故障しないとしているので、完全な知識 F として記述している。各ゲート

(脚注)* $A \rightarrow B$ と A から B を帰結として推論するのが演繹(deduction)である。これに対し、発想は $A \rightarrow B$ と B から A であろうと推論する形の推論である。

は正常(ok)か、出力が1に縮退する stuckon、出力が0に縮退する stuckoff の故障の可能性がある、これらを仮説として記述する。図2では、たとえば a1 ゲートが正常(ok)という仮説は hyp (stat(a1,ok)). のように標記されている。あるゲートは ok、stuckon、stuckoff のいずれかであり、これらの状態を同時にとることはない、同時に生じるのは矛盾であると定義する。

図2の下部はシステムの動作を示している。この回路は入力3本、出力2本あるが、最初に次のような観測がゴールとしてシステムに与えられる。

入力 0, 0, 0 のとき、出力 0, 0
 入力 0, 1, 0 のとき、出力 0, 0
 入力 1, 0, 0 のとき、出力 0, 0

Digital circuit (full adder, name: f1)

```

|?-hypoth.
Hypothesis formation starts.
Please input knowledge base name
>'ex1.11'.
ex1.11 reconsulted 4552 bytes 0.763003 sec.
Please input symptoms
>((val(out(1,f1),0)&val(out(2,f1),0):-val(in(1,f1),0)&val(in(2,f1),0)&val(in(3,f1),0))
&(val(out(1,f1),0)&val(out(2,f1),0):-val(in(1,f1),0)&val(in(2,f1),1)&val(in(3,f1),0))
&(val(out(1,f1),0)&val(out(2,f1),0):-val(in(1,f1),1)&val(in(2,f1),0)&val(in(3,f1),0))).
Forming hypotheses. . .
Formed hypotheses are:
{stat(a1,ok) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x1,stuckoff) & stat(x2,ok)}
{stat(a1,stuckoff) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x1,stuckoff) & stat(x2,ok)}
{stat(a1,ok) & stat(a2,stuckoff) & stat(o1,ok) & stat(x1,stuckoff) & stat(x2,ok)}
{stat(a1,stuckoff) & stat(a2,stuckoff) & stat(o1,ok) & stat(x1,stuckoff) & stat(x2,ok)}
{stat(o1,stuckoff) & stat(x1,stuckoff) & stat(x2,ok)}
{stat(a1,ok) & stat(x1,ok) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}
{stat(a1,stuckoff) & stat(x1,ok) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}
{stat(a1,ok) & stat(x1,stuckon) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}
{stat(a1,stuckoff) & stat(x1,stuckon) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}
{stat(a1,ok) & stat(x1,stuckoff) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}
{stat(a1,stuckoff) & stat(x1,stuckoff) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}
{stat(a1,ok) & stat(a2,stuckoff) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}
{stat(a1,stuckoff) & stat(a2,stuckoff) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}
{stat(o1,stuckoff) & stat(x2,stuckoff)}

```

観測
仮説形成

第1ステップで形成
される14の仮説

```

Observation:
val(out(1,f1),1):-val(in(3,f1),1)
is right?(y/n)
>n.
Observation:
val(out(2,f1),1):-val(in(2,f1),1)&val(in(1,f1),1)&val(in(3,f1),0)
is right?(y/n)
>y.
Observation:
val(out(2,f1),0):-val(in(2,f1),0)&val(in(1,f1),0)&val(in(3,f1),1)
is right?(y/n)
>y.
Observation:
val(out(2,f1),1):-val(in(2,f1),1)&val(in(1,f1),0)&val(in(3,f1),1)
is right?(y/n)
>y.
Verified hypothesis is:
{stat(a1,ok) & stat(x1,ok) & stat(a2,ok) & stat(o1,ok) & stat(x2,stuckoff)}

Do you continue?(y/n)
>n.
yes

```

仮説選定のための
質問応答

図2 仮説推論によるデジタル回路の故障診断

(val(out(1, f1), 0)は out(1, f1) ノード出力値が0を表し、stat(a1, ok)は a1ゲートの状態が okであることを表している。)

例えば $\text{val}(\text{out}(1, f1), 0)$ は 1 番目の出力 $\text{out}(1, f1)$ の値が 0 であることを表している。この観測事象は正常の動作ではない故障の症状を表しており、すべてのゲートを正常としたのでは知識ベースから演繹的に証明できない。そこで、仮説推論機構はゲートの故障の仮説を導入し、観測事象の証明を成功させようと試みる。

この場合の仮説推論機構は、最初に可能な解仮説の多重故障も含むすべての組合せを推論するようになっている。その結果、与えた観測事象だけでは故障の原因を一意に絞り込むことはできず、図 2 の中段のように 14 種の仮説の組合せが得られる。

仮説推論は矛盾に関する制約を基礎にして動作するため、単に複数の可能な解を生成するので終わるだけでなく、解を一意に絞り込む追加の質問を自動的に生成する質問-応答機構を実現できる。図 2 の下段では、次のような質問-応答が行われている。

{	入力が 1 のとき、出力 1 は 1 か?	応答: no
	入力が 1、1、0 のとき、出力 2 は 1 か?	応答: yes
	入力が 0、0、1 のとき、出力 2 は 0 か?	応答: yes
	入力が 0、1、1 のとき、出力 2 は 1 か?	応答: yes

この結果、解は一意に決まり、次のようになっている。

x 2 ゲートが stuckoff

故障診断の場合は、故障箇所の同定ができないときに追加の入力に対する出力から故障の範囲を限定していくことを行うが、これを模擬した動作が実現されている。質問は複数個生成させた可能な解仮説を 2 つのグループ h_1 と h_2 に分け、一方のグループの仮説から証明でき、他方のグループの仮説から証明できないような入力-出力対を見い出す。そして、yes か no かによって一方のグループを残し、他方のグループを棄却するようにする。すなわち

$F \cup h_1 \vdash G_1$

$F \cup h_2 \not\vdash G_2$ ($\not\vdash$ は左辺から右辺が証明できないことを表す)

となるような G_1 を見い出し、答えが yes のとき h_1 、no のとき h_2 を残して、残りが 1 組の仮説となるまで続けるようにする。このようにして、解の絞り込みに効果がある質問のみを生成することができる。最も少ない質問回数で一意の解に到達するようにするために、均等なグループ分け(7 個と 7 個の仮説の組)に対して上記の関係となるような入力-出力対を見い出す必要があるが、これを行うのは非常に時間がかかる。図 2 の例では、3 個と 11 個の仮説の組といったように、とにかく 2 グループの一方の仮説の組を残し、他方を棄却するのに有効な質問を生成している。

症状と原因を結び付ける(ヒューリスティックな)関係をルールで記述する形式のエキスパートシステムと比較し、このような仮説推論によるシステムは、対象システムの構成要素を常に正しいものと故障の可能性のあるものとに分けてシステムマティックに記述するだけであり、知識獲得の問題は大幅に軽減される。この記述された知識はシステムの機能を構造的に表したものであり、症状と原因を表層的に結び付ける知識に対して深い知識に相当し、深い知識に基づく診断が実現される。このような形態は一般にモデルに基づく診断(model-based diagnosis)と呼ばれ、その基本原理として仮説推論は重要な位置を占めている。大きな課題は推論の筋道を陽にガイドする役割を果たすヒューリスティックな知識に依存しないため、推論速度が十分でないことである。この高速化手法については後述する。

(3-2) 回路ブロックの設計システムの例

設計は一種の創造活動であり、創造活動の支援は今後の知識システムの適用領域としてますます重要となる。設計問題は一般に、与えられた仕様を満たす部品の組合せ法を制約の範囲内で見い出

すことと定式化でき、仮説推論の枠組みはこのような設計問題に対しても有効である。

仮説推論の設計への適用の一般的な考え方は、特定の部位で使用する可能性のある部品と部品の間の接続法を仮説 H として記述しておく。部品の機能や数式、論理式の変形知識のように、常に正しく矛盾を引き起こすことのない知識は完全な知識 F として記述する。そして、設計の仕様をゴール G として与えると、仕様を満たす部品と接続法の組合せが h として求まることになる。

以下に回路ブロック設計への適用法の例^[8]を示す。設計の部品となるのは図 3 に示すような機能ブロックである。設計の場合は解の探索空間が膨大となるので、論理に基づく仮説推論の Prolog による単純な実装法のように深さ優先の縦型推論では遅く、何らかの効率的推論制御機構を導入しなければ実用的にはならない。

設計問題では、仕様を満たす全ての設計例を求めることよりも、多くの場合、仕様を満たすものの中でより良いものを早く見い出すことが要求される。そして設計の際に与えられる制約条件には種々のものがあるが、必ず満たさなければならない

い制約から、満たすことが望ましいという制約まで、その重要度は様々である。そこで、制約条件の重要度に応じて重みを設定する。そして、推論の効率化の一つの方法は、推論の過程で全ての制約を満たすような解に行きつかなかった場合に、重みの低い制約を満たすことは諦めてこの制約条件を取り除き(緩和し)、この制約によって止まっていた推論の枝を延ばしていく。最初に厳しい制約から出発し、徐々に制約を緩めていくことにより、重要度が高い最も多くの制約を満たす解を最初に見い出すことができる。

詳細は省略するが、図 4 (a) は設計するカウンタの動作仕様であり、(b) は制約である。制約はたとえば、総ブロック数については 3 個以下が重み 10 で、使用する加算器(Adder) の個数については 0 個が重み 9 というように与えられている。この場合には回路の出力ポートから回路の組み立てを行うように推論が進行し、結果として図 5 のようなカウンタが生成される。ここでは重み付き制約の逐次的緩和という方法を採用することによってある程度の効率化を図っているが、更に本質的な高速化メカニズムが必要である。

図 3 設計の部品となる機能ブロック

図 4 (a) カウンタの動作仕様と (b) 重み付き制約

図5 設計されたカウンタ

4. 仮説推論の高速化

仮説推論は実用的にも有用な枠組みであるが、最大の課題は低い推論速度の克服である。実は仮説推論を始めとする非単調推論の計算複雑度はNP-完全、あるいはNP-困難であると証明されており^[9,10]、通常の意味での推論(探索)法の範囲に留まっていたのでは、最悪値評価で問題規模の指数オーダー以下となる推論時間は達成できない。宣言的表現の論理に基づく仮説推論に関しては、制約充足問題(Constraint Satisfaction Problem: CSP)に等価変換でき、このCSPの計算複雑度もNP-完全となっている。

ここでは制約充足の立場での問題の構造を利用した高速化手法と、指数オーダーとなる推論時間の壁を克服する一つの手法について述べようと思う。広く利用されており高速化に際しての重要な方法にATMS(Assumption-based Truth Maintenance System)がある^[11]。ATMSはデータを支持する無矛盾で非冗長な多重環境(複数の仮説の組)を、仮説の組の束(lattice)構造に基づいて効率的に計算し、保持する。ここではこれ以上ATMSについて説明はしないが、次の推論パスネットワークによる高速仮説推論法の仮説合成フェーズは、このATMSと同様なメカニズムとなっている。

(4-1) 推論パスネットワークによる仮説推論法

ホーン節論理に基づく仮説推論はPrologの推論機構を利用すると比較的容易に実現できるが、推論速度が遅く実用的でない。推論速度を遅くする大きな要因はバックトラックであり、通常の証明の失敗によるバックトラックに加えて、仮説推論では組み合わされる仮説間の矛盾によってもバックトラックが発生することにより、一層大きな問題となる。推論パスネットワークによる高速仮説推論法^[2]は、非効率なバックトラックを回避し、かつ計算コストが高い仮説合成の回数を最小にすることを特徴とする手法である。推論パスネットワーク形成フェーズと、このネットワークに沿う前向き推論の仮説合成フェーズとから成る。推論パスネットワークはゴール指向の後向き推論によりゴールの証明に関与する知識のみを抽出してネットワーク化し、かつこれをコンパイルして仮説合成の回数を最小にする役割を果たす。推論パスネットワークの形成は命題ホーン節に対する線形時間の充足性判定アルゴリズムに基づいており、非常に効率的である。

図6の仮説を含む知識ベースで、ゴールとして{a, b}が与えられたときを例にして概要を説明する。ゴールから出発する後向き推論により、まず図7の初期推論パスネットワークを形成する。図7で f_1 、 f_2 は完全知識のファクトとして定義されているので真であり、これらをOR枝としてもつノード j 、 c 、 o は常に真となるので、それらの子ノードにつながる仮説は考慮する必要がなくな

図6 仮説を含む知識ベースと推論のゴールの例

る。またノード u は支持仮説が存在しないため、この知識ベースの状況では真になることはない。それを AND 枝としてもつ q は真になることはないので、その子ノードにつながる仮説も考慮する必要がなくなる。更にノード e 、 n のように AND、OR 枝でなく連結関係となるノードは 1 ノードにマージすることができる。このようにして図 8 に示すようなコンパイルした推論パスネットワークを形成することができる。

次の仮説合成フェーズでは図 8 に示すように、この推論パスネットワークに沿ってボトムアップに各ノードを支持する仮説を合成する。矛盾となる仮説の組、他に包摂される冗長な仮説の組をチェックし、これらを排除する。このチェックは ATMS と同様に、仮説の組をビットベクトルで表し、ビットベクトル間の演算で行うようにして効率化を図っている。ゴールのノードまでボトムアップに合成されてきた無矛盾な仮説の組が解仮説として求まり、この例では $\{h_2, h_3, h_{10}\}$ が求まっている。

図 9 は推論パスネットワークによる仮説推論システムの速度を、Prolog による仮説推論システムと比較した例であり、1,000 倍以上の速度の向上を達成している。単解を求めるようにすると、探

索木中の解の位置に依存していずれのシステムでもより速く解を見い出せる場合があるが、図 9 は探索の枝刈り効果をよく反映する全解探索の時間で示している。

図 8 コンパイルされた推論パスネットワークと、このネットワークに沿うボトムアップの仮説合成

図 7 与えられたゴールに対する初期推論パスネットワーク

図 9 推論パスネットワークによる高速仮説推論法による推論速度の向上

この推論パスネットワークによる高速仮説推論システムは大幅な高速化を達成しているが、図9でも縦軸が対数軸でとられているように、依然として可能な要素仮説数に対して指数オーダーの計算時間となっている。先にも述べたように、通常の意味での解の探索法の範囲に留まっていたのでは、この指数オーダー時間の壁は越えられない。この壁を克服する方法として、過去に成功した類似の推論結果を利用する“類推による高速仮説推論法^[13]”、推論の経験を以後の推論の高速化のために知識として定着させる“経験に基づく学習による仮説推論の高速化^[14]”、通常の推論がゴールが与えられてから始まるのに対し、ゴールが与えられる前に可能な推論はすべて行っておいてしまおうという考えによる“知識ベースのコンパイル^[15]”などのアプローチが可能である。以下には、これらとは異なるアプローチを紹介することにする。

(4-2) 整数計画法の近似解法の適用による多項式時間の仮説推論法

解仮説は一般に複数組得られるが、多くの場合、ある評価基準のもとで最適な解仮説を求めることが必要になる。ここでは、要素仮説に重みを付し、その重みの和を最小とする最適解仮説を求める仮説推論を考えることにする。重みは例えば、故障診断の場合にはシステム要素の故障の可能性の大小、設計問題の場合はその部品を使用するとしたときのコストに対応して考えればよい。ここではこのような最適解計算の仮説推論に対して、0-1整数計画法の近似解法により最適解を多項式オーダーで求める方法の概要を紹介する^[16]。

命題ホーン節論理表現と矛盾となる条件を陽に示す制約による知識を対象とし、0-1整数計画法を適用するためにまず閉世界仮説(Closed World Assumption)と完備化(completion)の考え方を導入して知識を変換する。次いでアトム求真/偽を真理値の1/0、そして同値記号($\Leftrightarrow$)を等号(=)で置き換える。そして

- (1) $p = q_1 \vee \cdots \vee q_n$
- (2) $p = (q_1 \wedge \cdots \wedge q_n) \vee r$

(ただし $p_j, q_j, r \in \{0, 1\}, j = 1, 2, \dots, n$)

のような形のプール代数式を通常の1次不等式を用いて等価的に表すのだが、この等価表現法は1通りではないが、例えば以下の表現法を採用できる。

$$(1') \quad \frac{q_1 + \cdots + q_n}{n} \leq p \leq q_1 + \cdots + q_n$$

$$(2') \quad \frac{q_1 + \cdots + q_n + nr - (n-1)}{2n} \leq p \leq \frac{q_1 + \cdots + q_n + nr}{n}$$

全てのルール型知識はこれらの組合せ、あるいは適宜必要な変数を補うことで表現可能である。

以上より、命題論理表現の仮説推論を0-1整数計画法問題として定式化することができ、解仮説に含まれる要素仮説の重みの和を目的関数に設定することにより、これを最小化する0-1整数解を求めることで最適解仮説が得られる。

しかし、知識ベース中のすべての知識を不等式に変換して0-1整数計画法を適用するのは、現われる変数の数が極めて大となり効率的でない。そこで、与えられたゴールの証明に関与する知識のみを、前節のコンパイル化推論パスネットワークの形成と同様にして抽出、簡単化し、この範囲の知識だけを対象にして0-1整数計画法を適用する。

掃き出し補数法^[17]は0-1整数計画法の近似解法であり、準最適解を効率的に求めることができる。おおまかな手順を記すと、まず整数条件をはずして線形計画法の問題とし、これを効率的なシンプレックス法で解く。次いで、非整数度指数を減らすような掃き出しを行いつつ、目的関数の値を(最小化の場合)漸減させ、適宜0、1への丸めを行うことにより可能整数解を見い出す。続いて、見い出した可能整数解の周辺を局所探索することにより解の改善を行って、最適解に近い解を見い出す。

図10は問題(知識ベース)の規模を表す要素仮説数を横軸にして、求解の時間をプロットしたものである。図10に同時に示されている全整数法と

部分列挙法は0-1整数計画問題の厳密解法であり、0-1整数計画問題もNP完全問題であることより、これらをゴールに関する知識の簡単化後に適用しても指数オーダーの推論時間となっている。近似解法である掃き出し補数法は非常に良い準最適解を多項式オーダーで求めることができ^[17]、この性能が図10の結果にも現われている。AI分野では確率的に準最適解を求める手法として、シミュレーティッド・アニーリング(SA)や遺伝アルゴリズム(GA)があるが、本手法はこれらとは異なる一定の見通しをもった準最適解の高速探索法になっている。仮説推論の実用的推論速度を達成するため、本手法のような近似解法の導入は重要になると思われる。人間の知能もヒューリスティックな知識の利用は別にすると、このようなメカニズムで現実的な対応を図っていると思える。

5. ファジィ推論等との関連について

筆者も以前にファジィ推論に関する研究を行ったことがあり^[18-20]、ファジィ理論については理解している。また文献^[21]では曖昧な知識を制御の非決定性、多義性、不確実性、不完全性、ファジィ性に分類して解説した。集合に関するファジィ理論の扱いは他にはない独特なものであるが、事柄の真理値を0-1間の数値で表す方法と仮説推論等の不完全な知識の扱いとは幾分関係がある。常に正しい完全な知識は真理値1、常に正しいとは限らない不完全な知識の真理値を1未満として扱うことも考えられる。事実、そのようにして不完全な知識が関与する非単調推論を扱った論文もあった^[22,23]。また、本稿で設計問題への適用と整数計画法を適用して最適解仮説を求める仮説推論に関連して紹介したように、仮説推論でも本稿では重みと称した数値的な測度が導入されている。これらは求めた解の良さを示したり、尤らしいところから優先して推論することで推論を効率化するという点で、重要な役割を果たしている。

では、仮説推論とファジィ推論の差異はどこにあるのだろうか？ 基本的な差異は、仮説推論は無

図10 0-1整数計画法を適用した仮説推論システムの推論時間

矛盾性という制約を満たす解を求める(発想的推論)メカニズムになっているのに対し、(現状の)ファジィ推論は結論の真理値を算出する(演繹推論)メカニズムである点であろう。ファジィ推論である事柄が真理値 0.98 で結論として得られたとしても、本当に正しいか(真理値が1か)どうかを確証できない。真理値1と真理値0.99との間には意味的に大きなギャップがあることになる。仮説推論で得られる解は、与えられた制約(ゴールの証明を可能にすることと無矛盾性)を満たしていることが保証されている。そこでの数値的な測度は、その絶対値が意味をもつというよりは、推論の効率化を図る役割の方が大きいと言える^[24]。

最近話題になっている論理プログラミングの帰納的学習法である逆導出^[25]は、仮説推論の発想よりも一段と広い範囲の知識(仮説)を生成するメカニズムとなっており、今後、仮説推論のメカニズムの研究とのインタラクションは興味深い領域となろう。

最後に必ずしも実用的ではないが、確率を導入した論理^[26]と仮説推論^[27]の理論的研究があるので、参考になるかと思い付言しておく。

参 考 文 献

- [1] 石塚 満：不完全な知識の操作による次世代知識ベース・システムへのアプローチ、人工知能学会誌、Vol.3, No.5, pp.552-562(1988)
- [2] 石塚 満：次世代エキスパートシステムへ向け、「エキスパートシステム(石塚、小林(編著))」丸善の第7章(1991)
- [3] D. Poole, R. Aleliunas, R. Goebel : A Logical Reasoning System for Defaults and Diagnosis, in the Knowledge Frontier: Essays in the Knowledge Representation(N. J. Cercone and G. McCalla(eds.)), Springer-Verlag, N.Y. (1987)
- [4] D. Poole : A Logical Framework for Default Reasoning, Artif. Intelli., Vol.36, pp.27-47(1988)
- [5] 國藤 進：仮説推論、人工知能学会誌、Vol.3, No.1, pp.94-102(1988)
- [6] 松田、石塚：仮説推論システムの拡張知識表現と概念学習機構、人工知能学会誌、Vol.3, No.1, pp.94-102(1988)
- [7] M. Ishizuka, T. Matsuda : Knowledge Acquisition Mechanisms for a Logical Knowledge Base including Hypotheses, Knowledge-Based Systems, Vol.3, No.2, pp.77-86(1990)
- [8] 牧野、石塚：制約評価機構付き仮説推論システムとその回路ブロック設計への応用、人工知能学会誌、Vol.5, No.5, pp.640-648(1990)
- [9] H. Kautz and B. Selman : Hard Problems for Simple Default Logics, Proc. 1st Int'l Conf. on Principles of Knowledge Representation and Reasoning(KR'89) (1989)
- [10] T. Bylander, d. Allemang, et.al. : Some Results Concerning the Complexity of Abduction, ibid.
- [11] J. deKleer : An Assumption-based TMS, Artif. Intelli., Vol.28, pp.127-162(1986)
- [12] 伊藤、石塚：推論パスネットワークによる高速仮説推論システム、人工知能学会誌、Vol.6, No.4, pp.501-509(1991)
- [13] 阿部、石塚：推論パスネットワーク上での類推による高速仮説推論システム、人工知能学会誌、Vol.7, No.1, pp.77-86(1992)
- [14] 牧野、石塚：経験に基づく学習機能を備えた仮説推論システム、知識のリフォーメーション・シンポジウム論文集、情報処理学会、pp.109-118(1991)
- [15] 鶴田、石塚：発想的知識生成のための命題論理知識ベースのコンパイル法、人工知能学会誌、Vol.6, No.1, pp.117-123(1991)
- [16] 岡本、石塚：0-1整数計画法を用いて最適解を得る仮説推論法、情処人工知能研資料、AI-81-7(1992.3)
- [17] E. Balas, C. Martin : Pivot and Complement -- A Heuristic for 0-1 Programming, Management Science, Vol.26, pp.86-96(1980)
- [18] M. Ishizuka, K. S. Fu, J. T. P. Yao : Inference Procedures under Uncertainty for the Problem-Reduction Method, Information Science, Vol.26, pp.179-206(1982)
- [19] M. Ishizuka : Inference Methods based on Extended Dempster & Shafer's Theory for Problems with Uncertainty/Fuzziness, New Generation Computing, Vol.1, No.2, pp.159-168(1983)
- [20] 金井、石塚：Prolog-ELF：ファジィ論理を組み込んだProlog、情処論文誌、Vol.27, No.4, pp.411-416(1986)
- [21] 石塚：曖昧な知識の表現と利用、情報処理、Vol.26, No.12, pp.1481-1486(1985)
- [22] E. Rich : Default Reasoning as Likelihood Reasoning, AAAI-83(1983)
- [23] M. L. Ginsberg : Non-monotonic Reasoning using Dempster's Rule, AAAI-84(1984)
- [24] 石塚：仮説推論等の組合せ問題の高速推論について最近考えること、情処人工知能研資料、AI-83-1-14(1992.7)
- [25] S. Muggleton, W. Buntine : Machine Invention of First Order Predicates by Inverting Resolution, 5th Int'l Conf. on Machine Learning, pp.339-352(1988)
- [26] N. J. Nilsson : Probabilistic Logic, Artif. Intelli., Vol.28, pp.71-87(1986)
- [27] D. Poole : Logic Programming, Abduction and Probability, FGCS'92, Tokyo(1992)

(1992年6月25日 受付)

[問い合わせ先]

〒106 東京都港区六本木7-22-1
東京大学 生産技術研究所
石塚 満
☎：03-3402-6231(内)2651
FAX：03-3402-5078

—— 著 者 紹 介 ——

石塚 満 (いしづか みつる)

東京大学 生産技術研究所

1971年 東大電子工学科卒，1976年
同大学院博士課程修了，工学博士。同
年 NTT 入社，横須賀研究所勤務。
1978年 東大生産研究所助教授，1992
年 同教授，現在に至る。1980年より
1年半の間，米国パデュー大学客員
準教授。現在，人工知能学会理事，情
報処理学会人工知能研究会主査。

人工知能，知識システム，ビジュア
ルコンピューティング，並列コンピ
ューティングの研究に従事している。