

# 計算的知性と計算的感性

石 塚 満

東京大学工学部電子情報工学科

ishizuka@miv.t.u-tokyo.ac.jp

人工知能の基盤技術としての高速推論法の展開と、メディア技術との融合による新しい時代の感性的で知的なシステムについて述べる。筆者等の研究である仮説推論の高速推論法とVSA(Visual Software Agent)と称する擬人化エージェントシステムに関連した人工知能技術の展望である。

## Computational Intelligence and Computational Kansei

Mitsuru Ishizuka

Dept. of Information and Communication Eng.

Faculty of Engineering, University of Tokyo.

I will describe the new field of fast inference mechanisms as a foundation of artificial intelligence, and a new highly-information intelligent system incorporating advanced media technologies. This is a personal prospect of artificial intelligence technologies with referring to the author's researches on fast inference mechanisms for hypothetical reasoning and an anthropomorphic agent system called VSA(Visual Software Agent).

## 1. まえがき

新しい知的機能の源泉の創出、その基盤の確立、システムの実現における役割は変わらないものの、情報化社会の進展の中で人工知能技術に対する見方は変化してきている。新しい情報環境に対応した知的機能を創出する役割と共に、知能機能の新しい基盤の確立によってより良い情報環境の構築に貢献することが期待されていると思う。

ここでは我々のグループの研究に関連して、二つのことを述べようと思う。第一は、人工知能技術の基礎となる高速推論技術の新しい基盤の確立へ向けての話題であり、第二はマルチメディア時代における知能システムの形態についての話題である。

知性は左脳、感性は右脳と関連が深く、よく両者は対照的に述べられる。人間はこの両者の機能をうまく融合して用いている。記号処理操作を主体にしてきた人工知能の推論は左脳的であったが、人間がそうだからという訳では必ずしもないが、高速化を追求していくと多分に違う側面が重要になってくる。

人工知能(AI)はIA(Intelligence Amplifier)としての役割がより重要だと言われるが、この場合、人間の感性に働きかけるような情報の提示が必要になる。感性的情報の創出には大きな計算力が不可欠であり、今日マルチメディア技術の進展でその関係の処理能力が大幅に向上しつつある。IAという立場からは単に知識処理だけでなく、大きな処理能力が利用できる容易になってきたメディア技術も融合したシステムを構想することが重要になってきている。そのような具体例として、筆者らが研究開発を進めている擬人化エージェントシステムであるVSA(Visual Software Agent)について紹介しようと思う。

感性に関しては知性以上にメカニズムがよく分かっていない。しかし、筆者は感性のメカニズムも人工知能の仮説推論あるいはアブダクションと関連があり、知性、感性とも計算論的な側面に共通項があり、かつ重要な要素だと考えている。タイトルの「計算的知性と計算的感性」はそのような考えを表したものであり、最後に筆者の計算的感性メカニズムについて紹介しようと思う。

## 2. 仮説推論の高速化にみる知性の計算メカニズムの方向

知識表現と推論の基盤技術として、筆者は結構、仮説推論(hypothetical reasoning)あるいはアブダクシ

ョン(abduction)にこだわりをもってきた。第一の理由は、認識、診断、設計といった広範な問題に適用可能な枠組みであること、第二の理由は有用な枠組みであるがNP完全問題の一種となり、通常の推論法では実用的な速度が得られず、その克服は不可能ではないのだが、決定版といえる手法の確立になかなか至らないことによる。仮説推論は広くいえば逆問題の一種といえ、逆問題は工学や実社会の問題で重要になることが非常に多い。

仮説推論の枠組みを簡単に記すと、常に真として良い知識を背景知識 $\Sigma$ と呼び、他と矛盾の可能性をもち後に否定される可能性をもつ知識(defeasible knowledge)を仮説Hとする。推論のゴールG(診断の場合は故障の症状、設計の場合は充たすべき仕様)が与えられたとき、仮説推論の働きは背景知識に仮説の一部 $h(\in H)$ を合わせてゴールGを証明(説明)できるような解仮説 $h$ を見出すことである。このとき、解仮説 $h$ は背景知識 $\Sigma$ と合わせて無矛盾でなければならない。以上を式で表すと次のようになる。

$$\Sigma \cup h \vdash G \quad (\Sigma \text{ と } h \text{ から } G \text{ が証明できる})$$

$$\Sigma \cup h \text{ は無矛盾}$$

多くの場合、 $h$ は極小性(または非冗長性)、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。さらにHの要素仮説に数値的の重みが付されているとき、コストに基づく仮説推論(cost-based hypothetical reasoning)では、解の良さを表すコストを例えば解仮説 $h$ を構成する要素仮説の重みの和として定義し、このコストを最小にするような最適解仮説を求めることが要求される。

実用的な有用性、かつ知識処理の基盤としての重要性にもかかわらず、仮説推論の課題は低い推論速度であった。この克服を目指して我々が考案、開発してきた高速仮説推論法を列挙すると次のようになる。

- 1)推論バスネットワークによる仮説推論法
- 2)演繹データベース手法を利用した仮説推論法
- 3)類推による仮説推論法
- 4)経験に基づく学習による仮説推論法
- 5)知識ベースの部分コンパイル法
- 6)0-1整数計画の近似解法に基づく仮説推論法
- 7)ネットワーク化バブル伝播法
- 8)----

幾分詳しい解説や原論文は[石塚94a]を参照していたくこととして、ここではこのような研究、開発の流れにおける主要な考え方の変遷を述べ、知性の計

算メカニズムの記号処理操作の枠外への展開を示したいと思う。

1)、2)は仮説推論の非効率なバックトラック、再計算の回避を主眼とする方法であり、ゴール指向ボトムアップ推論(goal-directed bottom-up inference)の有効性を実証している。この推論の考え方は陽には主張されることは少ないが、他の推論においても色々研究され、採用されている。1)の推論パスネットワークの形成は命題ホーン節の線形時間の充足可能性判定アルゴリズムに基づいており、1)は命題論理版仮説推論における究極の速度を達成していると言えると思う。しかし、変数を含む述語ホーン節版仮説推論への適用はできない。

2)はこの述語ホーン節版仮説推論用の手法であり、演繹データベースのQ S Q R法の考え方を利用している(マジックセット法の利用も可能である)。データベースでは全解を求めることが必要になるが、知識処理応用では制約が緩く多数の解が生成される場合には時間がかかってしまい、多くの場合、良い一つないし少数の解を効率的に求めることが必要になる。そこで、2)ではコストに基づく仮説推論に対し、分枝限定法、最良優先探索法、ビール探索法も導入し、効率的な最適解探索法を実現している。

以上の1)、2)は記号処理操作の範疇の技術であり、単純な推論法と比較すると大幅な効率化を図っているものの、問題サイズに対して指数的に増大する推論時間の壁は越えられない。問題がNP完全であるので計算理論の人なら限界を認識してここで止めるかもしれないが、人間は何と何か対処しているのであり、ここから道を見つけるのが本当の人工知能ということになると思う。

4)、5)は人間の類推や学習能力に見習ったアプローチである。すなわち、類推の利用では過去に解いた問題と類似の問題の場合は効率的に解けるようにしている。設計問題では過去に類似の設計があれば、零から設計することはなく、部分的な修正、追加で新しい仕様に対する設計ができる。通常の類推ではソース領域の知識を変形や拡大してターゲット領域に投射して利用するため、得られる解の正当性が必ずしも保証されないのに対し、ここでの類推は推論の効率化のみに利用しており、最終的な解の正当性は論理的制約を充たす処理で保証される点が異なっている。Carbonellの誘導類推とも幾分異なっている。後の近似解法の視点から考えると、ここでの類推の役割は過去に成功した類似の事例から探索の良い初

期値を得ることであり、この初期値を起点として近傍探索を行なっていると見ることができる。これによって、適切な類似事例が存在する場合には、指数オーダーといったことはなく効率的に解が得られる。

事例をそのまま蓄積して利用するのが類推であるのに対し、4)の経験に基づく学習では、事例を解くのに成功した推論の筋道上の知識を保有する知識の範囲で一般化し、かつ推論段数を短縮した形にして定着させる。これによって以後の推論で無駄な試行錯誤的探索を回避させ、効率化を図っている。説明に基づく学習(EBL)と同じであるが、4)では仮説推論用の拡張を行なっている。この4)は問題を解くという行為による学習という人間の能力に習ったアプローチであるが、よりシステムティックに知識の形態を効率化に向くように変形させる、知識ベースコンパイルの方がコンピュータ処理に適している。

5)がこの知識ベース・コンパイルによるアプローチである。コンパイルはコンピュータソフトウェアの基幹技術であり、人工知能的というよりもコンピュータ技術寄りのアプローチである。人工知能的には経験をシミュレーションにより生成し、自動的学習により知識を再編成(リフォーメーション)させているとも言える。通常の推論では推論のゴールが与えられてから推論がスタートするのに対し、知識ベースコンパイルの考え方を易しく述べると、推論のゴールが与えられる以前に可能な推論はすべて行なっておいてしまおうというものである。知識ベースから演繹できるものはすべて導出しておいてしまおうとするものであり、論理表現の知識ベースではPrime Implicatesに変換することになる。完全なコンパイルを行えば推論はメモリサーチに置き換えることができ、連鎖をたどるような推論は不要になる。しかし、これは計算の時間複雑度のメモリ(スペース)複雑度への置き換えであり、所要メモリ量の指数的増大により、必ずしも実用的にはならない。そこで、5)では、仮説推論の効率化に特に効果がある部分に絞って部分コンパイルする方法を明らかにしている。この場合、解の導出において何割かは推論の力を使用することになる。

計算理論でもNP完全問題のような問題に実用的に対処するためには、近似解法が重要になる。人間の推論でも、近似解法的推論、さらに直観(intuition: 多くの情報を瞬時に総合して判断する能力といえ、右脳の要素が強い)が重要な役割を果たしているといえる。6)はこのような機能のコンピュータ上での

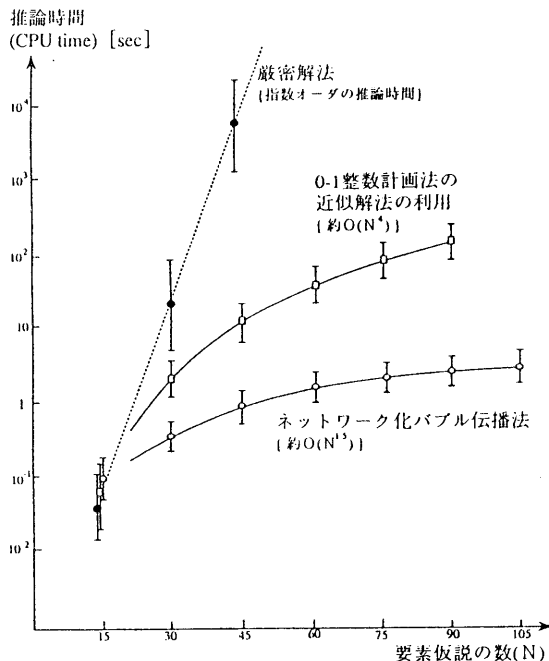


図1 仮説推論の多項式時間推論の達成

実現の一形式といえる。AI分野ではなくOR分野で研究されてきた0-1整数計画の大変良い近似解法である掃出し補数法(pivot-and-compliment method)を利用した、コストに基づく仮説推論の準最適解の計算法である。まず、論理式表現の知識を線形不等式表現に変換する。そして単体法により探索の初期値を求める。これが直観的推論に相当している。次いで、この初期値の周囲の近傍探索により0-1整数解(常に最適解とは限らず準最適解)を見出す。図1に多項式時間となるその推論時間を例示する。効率的探索における山登りの近傍探索の有効性は、GSATやMinimum Conflict法(Heuristic Repair法)などにおいても再認識されつつある。これらにはない本手法の特徴は、単体法による良い初期値の計算と、0-1の離散的空間でなく連続値空間を探索することである。線形計画における単体法、更にはKarmarkar法に見られるように、目的関数(ここではコスト)という方向性をもった連続値空間の探索は、離散値空間の探索よりもはるかに効率的である。これが直観的能力のコンピュータ上での実現法に相当するかについては、まだ強く主張できないが、もっと人工知能の手法に取り入れられるべきだと思う。

6)の手法は人工知能の推論問題を数値計画の土俵に移して解くものであり、解法の内部はブラックボックス的になってしまい、知識構造を考慮した改善等が行ないにくい。これに対し、1)のネットワーク化バブル伝播法はネットワーク表現した知識上で6)と等価な推論動作を行なわせるようにしたものであり、ネットワーク表現された知識の構造も考慮した更なる効率化が実現されている。図1にその結果を示している。

命題版仮説推論は制約充足問題(CSP)とはほぼ等価であり、上記のような高速推論手法を適用できるが、変数を含む述語論理版仮説推論となるとすべての高速推論手法を適用できるという訳ではない。しかし、ネットワーク化バブル伝播法は述語論理版への拡張も図られている。

以上、知性の計算的実現のメカニズムを仮説推論の高速化を具体例にして、記号操作の推論から、類推や学習といった人工知能的アプローチ、知識ベースコンパイルといったコンピュータ技術寄りのアプローチ、直観に相当する能力も合わせての連続値空間での数学寄りの手法、そこから新しい知見をAIの枠組みに導入した手法へと進んだ展開を紹介した。自然知能に学びながらも、人工知能は次世代の基盤技術としてここで紹介したような数学等との共通的基盤を認識しながら、自然知能とは内部メカニズムが異なるコンピュータ上での計算メカニズムの確立が要請されている。決定版的な高速推論法が得られるかどうかは不明であるが、もう少し進展させ、目処をつけたいと思っている。

### 3. メディア技術との融合

#### --具体例としての擬人化エージェントシステム

現在マルチメディアがブームの様相であるので、メディア技術との融合というこのブームにすり寄っているような印象を与えるが、本質的要素を含んでいる。マルチメディアのブームについてはアメリカの動向に引きずられているところが多分にあり、面白くない面もあるが、使用可能になりつつある一段上の計算能力、蓄積能力、通信能力を何に使うかといえば、画像、映像を中心とするマルチメディアというのは必然の成り行きである。増大した情報量はテキストや音声による情報の骨子の伝達に加え、雰囲気、感性的情報の表現に使われ、我々の脳への



図2 擬人化エージェントVSA(Visual Software Agent)システム

豊かな情報の提示を可能にする。

AIは、IA(Intelligence Amplifier)としての役割も重要であったが、この場合には人間の感性に働きかけるような情報の創出、提示が必要になる。感性的情報の創出には大きな計算力が不可欠であり、処理能力が大幅に向上しつつあるメディア技術も融合した知的で感性的システムを構想することが重要になってきている。前節の仮説推論の高速化においても、多くの知識を処理して迅速的確な解を得る計算能力の重要性を強調したが、高い計算能力は感性情報の創出においても不可欠な要素であり、このことについては後に改めて記す。

メディア技術とAI技術を融合した知的で感性的なシステムの具体例として、我々は数年前よりVSA(Visual Software Agent)と称する擬人化エージェントシステムの開発を行なっている[石塚93, 石塚94b]。主要な目的はマルチメディア時代の新しいヒューマンインタフェースの実現である。技術的には、実時間コンピュータグラフィックス、実時間動画像認識、音声認識/合成、並列コンピューティング、知識ベース技術の融合に基づくシステムである。特に高い計算パワーを活用した遅滞感ない反応、感性的な動きという点を重視している。図2には動作しているVSAシステムの外観を示す。

VSAはディスプレイ上で動作する顔、外界の認識能力(眼)、音声コミュニケーション能力(耳と口)をもつ擬人化エージェントである。個々の要素機能

の詳細についてはここでは省略するが、最近ではWWW-Mosaicのハイパーメディアとの結合も実現し、情報システムと人間との間の自然な接面の新しい形態を具体化しつつある。

日常頻繁に行なうタスクに対しては、このようなインタフェースの形態は必ずしも必要ないとも考えられ、かえって非効率で煩わしいといったこともあり得る。しかし、我々の活動は多面的であり、年数回程接するシステム、あるいは初めてのシステムに接する機会も多い。創造性を発揮するた

めには、このような多面的活動をもつことが重要な要素となる。日常頻繁に使用する訳ではないシステムとのスムーズな接触を可能とするためには、システムに関する特別な予備知識を要せず、人間社会における常識、慣習に従うインタフェースの形態が必要になる。認知的負荷を負わせることなく、多様なタスクに対応できるようにすることが必要である。擬人化エージェントはそのようなインタフェースの役割を果たすものである。

ロボットの実現は人工知能の当初からの大きな目標であった。この場合のロボットは物理的実体を有するものであるが、我々のVSA(Visual Software Agent)は物理的実体をもたないディスプレイ上で動作するソフトウェア・ロボットとして構想し、研究を始めた。その後、知的システムとしてSoftware Agentなる概念が生まれている。自律的判断を行なう代理人、秘書としてcmail agentやscheduling agentなどが開発されているが、幾分心配なのは知性を前面にして難しすぎることを目標にしており、期待はずれになりはしないかということである。これに対して我々のVSAは、当初は案内とか比較的簡単なタスクを、感性的メディア技術を前面にして背後に目立たなく知性を潜ませるアプローチであり、この方が実用性が高いのではないかと思う。

Agentは最近では通信サービス分野でも注目されつつある。この分野ではAgentの役割をuser agentとcommunication agentに分けて議論されるが、この場

合、我々のVSAはuser agentということなる。WWW-Mosaicとの結合は実現しているが、マルチエージェントのコミュニケーション機能、協調動作等への拡張を図りたい。そして、より知性豊かなタスクにも対応できるようにしていきたいと考えている。

#### 4. 計算論的感性論

感性については筆者も参加して3年間実施された文部省重点領域研究「感性情報処理」で色々議論されたが、どうも表層的な感性論が多いような気がしてならなかった。典型的なのはパターン認識流に、観測パターンから抽出される複数の特徴量と感性を表す特徴量との間にあるマッピング関係があるとするアプローチであろうか。筆者は仮説推論とその高速メカニズム、メディアにおける計算パワーに立脚する感性情報の創出について考えてきたが、この文脈で「恐竜と計算的感性論」[石塚94c]という随想を書いたところ好評であった。以下にその計算的感性論の要点部分を記させていただく。

感性は完全なパターン、あるいは標準的なパターンから生ずるのではなく、それからの「差異」や「ずれ」の部分によって生じる。この差異やずれは、感性発現の重要な要素であることは間違いない。当たり前情報からは感性は刺激されない。人間は対象に関して、経験の積み重ね等を通じてメンタルイメージを持っており、外界よりの観測パターンをこれに基づいて理解しようとする。観測パターンに隠れた部分やメンタルイメージからのずれがあると、脳はこの部分を埋めて理解を達成しようとする。人工知能のアプリケーション、あるいは仮説推論では、左脳的な操作により整合する仮説を生成してこれを行なう。感性は、これを右脳が全体的で総合的な処理を行なう働きによって生ずるものと考えている。

不完全性やずれが感性を生じさせる要素だとしても、どのような「ずれ」が良い感性を生じさせるのが難しい問題である。全てのずれが良い感性を生じさせるものでないことは明かである。また、あまりにずれが大きいと、そもそも理解は不能であり、感性は働かない。文化的背景のずれに関しても同様である。

豊かな情報の生成には、高い計算能力が必要とされる。計算能力と記憶量、あるいは知識量は交換可能なので、ここでいう計算能力とは頭の回転の早さと記憶・知識量との積のようなものである。右脳で理解するとは、不足している部分を生成して同調す

ることである。最も良い理解の方法は、自分で生成して試みることで、観測パターンの生成を試みる働きが起こると考えてもよい。現在、自分で利用している計算能力以上の豊かな情報の受容のためのこのような働きに刺激されて、眠っていた能力が活性化される。高い計算能力は生存上、社会上、有利であり、豊かな情報の受容に反応して呼び起こされる能力は、活動力を高めるのでやはり生存上、社会上有利な状況を作り出す。従って、進化を通じて生理的に良い感性の感覚を生み出すメカニズムとして埋め込まれているのではないかと。

以上のように、工学的に感性的情報を生成する重要な要件は計算パワーということになる。そして、良い感性は生命力の活性化に関係している。良い感性を持ち、脳の計算能力を発達できた個体が環境への高い適応力を有し、進化をとげてきたことになる。感性は、生命力、人間の進化を考えることなくしては語れない。

#### 5. あとがき

基盤技術としての高速推論手法の展開、メディア技術との融合による新しい時代の感性的で知的なシステムについて、我々の研究に関連して述べさせていただいた。ここではスピード至上主義的な印象を強く与え過ぎたかもしれないが、推論速度と知識量は相当に変換可能であることを述べて、知識の量と質も計算パワーに直接的に関与することを付け加えておきたい。

#### 文献

- [石塚93]石塚：メディアとAIの融合、人工知能学会誌、Vol.8, No.6, pp.717-720(1993)
- [石塚94a]石塚：仮説推論の計算量と高速化メカニズム、人工知能学会誌、Vol.9, No.3, pp.342-349(1994)
- [石塚94b]石塚、土肥：顔、目、耳、口をもつ擬人化エージェントによるヒューマンインタフェース、情報処理学会、情報メディア研、No.94-IM-17-1 (1994.7)
- [石塚94c]石塚：恐竜と計算的感性論、画像電子学会誌、Vol.23, No.6, pp.696-697(1994)