

明示的理解に魅せられて

Fascinated by Explicit Understanding

元田 浩*
Hiroshi Motoda

* 大阪大学産業科学研究所
Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

19YY年MM月DD日 受理

Keywords: Understanding, Causality, Knowledge Level, Modeling, Concept Formation, Learning, Discovery, Reasoning

1. はじめに

人工知能の研究に関る前に長らく動力用原子炉の運用最適化の研究に従事していた。200本ある制御棒を1年かかってどういう風に抜いていけば、もっとも経済的かという問題である。3次元の核熱水力現象を時間を追って解くことは当時としては多大なコストがかかり、不要な計算をしないではやく最適な計画を立案することが必須であった。当時はバッチジョブで出力は紙、一晩に厚さ1mもの計算結果が出力された。しかし、それを念入りに眺め、次の入力を作成することを繰り返していくうちに、炉心の中で起こっていることが次第に見えて来るようになる。計算しなくても結果が予想できるようになり、人間最適器として十分機能するようになる。行間を読むとはこのことであろう。エキスパートズの真価を十分認識した。その後、この経験で得た知識（現象の物理的な理解に基づくヒューリスティクスと言っている）を今流の知識表現でなく、直接プログラムに埋め込み初期解を作成し、非線形最適化手法を用いて自動的に計画を立案するプログラムを開発した [Hayase 80]。

これがきっかけで、人工知能研究を原子力の分野でスタートした。次に取り組んだ課題は想定外事故に対する運転ガイダンスである。想定外というからには、実際に誰も経験したことのない、従って知識もヒューリスティクスも蓄積されていない、事故である。そんな事故が起こっても間違いなく原因を突き止め大事に至らないように運転員に適切な指示を与えるものを作れ

という無茶な要望であった。悩んだ挙げ句の末辿りついた結論が今でいうモデルベース診断である。数値シミュレータをモデルとし、記号推論を併用して、原因が一意に同定出来ない場合には候補をさらに絞りこむのに有用なテストを自動生成する方法を考案した [Yamada 83, Motoda 84]。

その後、現場から離れて基礎的なことを実施できる環境に移り、後述する定性推論 [元田 89, 吉田 89, 吉田 92a], 認知的側面を重視した学習 [諏訪 89, Suwa 94, 諏訪 95], 概念学習 [吉田 92b, 吉田 92c, Yoshida 95, Motoda 98], 図形推論 [Narayanan 94a, Narayanan 94b] などの研究を実施した。その後、さらに研究環境が変わり、少し振り子が現場寄りに戻った。現在は機械学習を広く捉え、第一原理を追求する法則式の発見 [Washio 98a, Washio 97, Washio 98b], データマイニング [Washio 98d, 猪口 98], 属性選択 [Liu 98a, Liu 98b], 知識獲得 [Wada 98] 等の研究に従事している。

本流の人工知能研究の外からその周辺を徘徊し始めて15年、これらの経験から得た教訓、課題を述べ、その背後に横たわる考え、人工知能研究にとって議論の要と思われる視点をまとめてみたい。

2. 定性推論

専門家は複雑な計算をしなくても現象を理解することができ、多少の曖昧性があっても挙動を正しく予測することができる。逆に複雑な計算をして問題を解いたとしてもそれで必ずしも理解したことにはならない

ことも多い。普通の人々の物理現象の常識的な理解の仕方をシミュレートすることから始まった定性推論も、このような専門家の定性的な思考のプロセスを機械化し、問題解決に応用し得る有望な技術として注目された。

問題解決にとって本質的に重要なのは理解の基になる知識である。定性推論ではこの基になる知識を客観的に記述し、それを推論の拠り所とする。定性推論の貢献の一つは、記述される知識の中に、その知識を使って処理したい結果を埋め込まないようにすること、即ち、非目的論的に知識を記述することを強く主張したことである。そのためには確固たるオントロジーに立脚したアプローチが必要となる。Hayes [Hayes 79] の常識世界のオントロジー、Forbus [Forbus 84] のプロセスオントロジー、de Kleer [de Kleer 84a, de Kleer 84b] の装置オントロジー等が提案された。

世界をこのように非目的論的に記述した場合、下からの積み上げで出てくるのは対象の挙動であって、対象の存在理由(目的)や機能(目的によって定まる)ではない。後者の理解のためには、別の知識が必要となる。要約するに、非目的論的記述によって構造を与え、それから挙動を推論し、その過程で、別にと与えられた知識を用いた目的論的な推論を併合し、対象の機能との対応をとり、それらを総合して初めて理解が可能となる。理解の過程で構造化される知識はまとまった意味を持っており、目的が埋め込まれている。このような知識は「コンパイルされた知識」と呼ばれており、問題解決に直接利用できる。

挙動推定 定性推論で最大の課題は定性表現に起因する曖昧性のため挙動解析に組み合わせ爆発が生じる点である。起こり得る可能性のあるものはすべて導出するが、起こり得ないものまで導出してしまふ。これを避けるには定量的な情報を追加するしかない。しかし、通常は興味のある振舞いは限定されているため、目的論的にあるクラスの挙動だけを生成するように推論を制御することは可能である。実際、これにより組み合わせ爆発を抑えられることを示した [Washio 96]。しかし、専門家の定性的思考にはまだ程遠い。

階層的理解 初めて見る複雑な対象の挙動を理解するのは、専門家にとっても難しい。このような場合、我々は対象を階層的に捉え、注目している現象に注視の焦点を合わせることができる。さらに部品の幾つかをまとめて一つの機能を持つグループと認識し、階層的に理解していく。この過程で、知識が構造化され、記憶が強化される。いったん理解すると、類似の構造に対しては、記憶されている解釈をそのまま適用する。このような知識の構造化の過程は深い理解の一面をなし、

この意味で定性推論は深い理解を目指した推論技術とも云える。このような思考過程の機械化を目指し、階層的知識間の関係を近似により記述の詳細度が変化した、上下に整合性が保持された知識の関係として扱う方法を提案し、4層の階層からなる桁上げ連鎖回路をこの手法で説明した [吉田 89, 吉田 92a]。最初に種となる記述を前提とし、上下の整合性を保つために必要な近似の自動抽出と抽出結果の一般化を繰り返し階層化に必要な知識を収集するに留まっており、これ以上のスケールアップが困難でこの研究は断念した。

機能理解 機能と挙動は本質的に違う。この問題は定性推論研究の初期から議論されてきた。部品の複数の入出力関係から適切な挙動を選択した結果、機能が認識されるとする考え [de Kleer 84b] や、部品の機能を副部品の機能と挙動を適切に組み合わせることにより表現する手法 [Chandrasekaran 93] 等が提案されたが、いずれも両者の本質的な違いが捉えられていない。機能は目的の下で挙動を解釈して同定されるべきであり、この方針で機能理解に必要なオントロジーを整理し、有限個のマッピング・プリミティブで挙動から機能を同定する手法 [Sasajima 95] に軍配を上げたい。

モデル構築・修正 目的に合致した適切な詳細度のモデルを自動的に構築することも難しい。代表的なアプローチは対象の一般的なモデルをまず記述しておき、問題に応じて適切な詳細度や視点を同定し、特殊化したモデルに落とす方法 [Falkenhainer 88] や詳細度の異なる部分モデルを事前に準備しておき、問題に応じて不要に詳細なものや粗いものを排除して適切なものを選択し組み合わせる方法 [Levy 92, Nayak 97] 等であるが、いずれもモデルや特殊化の方法は事前に準備され、主眼は与えられる課題から(例えば、質問に含まれる語意から)詳細度や視点を同定する点にあり、人間のモデル構築の感覚とは違う。難しい問題ではあるが、モデル変更なら多少脈がありそうである。[Murthy 87, Smith 98] にその方向性が見える。例えば、軸対称の棒の設計で、重さの制限内で、ねじり剛性のある閾値以上にしたい場合、ねじり剛性の式が密度 \times 半径²の積分に比例する知識を使って、棒の中心部の材料を外周部に移動すれば、つまり中空にすれば、重さを変えずにねじり剛性を確保出来るようになるというような推論は専門家の理解に基づく設計変更の仕方に近い。[Murthy 87] では事前にこのような推敲を経て得た知識を修正オペレータという形で与えるに留まっている。筆者の感覚では、このような推論を自在にできるようにすることが定性推論の目標の一つである。

診断技術 実用上の大きな成果という点では、定性推

論の一派から生まれた記号操作によるモデルベース診断の理論であろう。設計情報から得られる正常時のモデルと観測データの不整合性から多重故障を効率的に診断する極小診断の理論 [Reiter 87]、多重故障が不整合性をキャンセルする場合も陽に考慮するカーネル診断法 [de Kleer 92]、センサ自身の故障も考慮した診断法 [鷲尾 94] など顕著な成果が出た。最近、診断の国際ワークショップ (DS Workshop) と定性推論の国際ワークショップ (QR Workshop) が共催されるように (せざるを得なく) なったこともこのことを反映している、と同時に定性推論の悩みを浮き彫りにしている。

一本の棒を倒したときの動きの解析一つをとってみても分かるように定性的に扱うことの方がかえって難しい例は多い。従来の+,0,-といった定性値の使用にとらわれず、連続現象と不連続・離散現象を定量的な枠組みの中で統一的に扱うことができなければ役に立たないことが自覚されて来た。定性・定量推論を組合わせたハイブリッドモデリングの枠組みや偏微分方程式で記述されるような分布定数系への拡張に研究の潮流が移っている [Mosterman 97, Mosterman 98, Beiley-Kellogg 98]。時間の扱いに関しても、時区間の定量及び定性的表現が混在する場合のグラフ表現による解法などハイブリッドな扱いや、因果性を支える時区間の物理的意味を表現するための因果的時間オートロジーの整理 [Kitamura 97] 等が検討されている。この分野は全体として、これまで基礎として来たアプローチの限界がはっきりして来ており、それを超える次なるパラダイムの芽を出す生みの苦しみの時期にある。

3. 因果理解

物理学ではニュートン力学、相対性理論の世界、量子力学から場の量子論に至るまで、因果性は多くの現象を理解する上での基盤となっている [元田 92]。とくに、場の量子論では粒子の存在まで予測する基本的な概念となっている。我々が日常生活で経験する現象に対する因果理解はニュートン力学の範囲を出ないが、定性推論を中心に多くの研究がある。

方程式からの因果順序の抽出 因果性の取り扱いで問題となるのは、系の(準)静的な記述と外的要因から因果性を動的に抽出することである。系が時間依存性を陽に反映した動特性方程式で記述されていれば因果性の抽出は通常は機械的に行える。静的な記述からの因果順序の抽出に関しては、Iwasaki等の因果的順序付けの理論 [Iwasaki 86] と de Kleer等のヒューリスティクスを用いた外乱伝播の方法 [de Kleer 84a] が

著名である。前者は1950年代に経済学の分野で提案された方式 [Simon 53] に基づくもので、外的要因と式の形式のみから変数が決まる順序を決定する理論である。各式は構造方程式と呼ばれる個別のメカニズムを表現していなければならない。後者は装置トポロジーに対して仮定した「変化には時間がかかり、ものごとは外力が加わらない限りじっとしている」という指導原理に基づく3つのヒューリスティクスを用いて外乱を伝播させる方法である。

両者の最大の違いは、フィードバックが強く全ての変数が一度に決まるように見える現象を静的な平衡方程式として記述する(因果的順序づけ理論の極小完全部分集合に対応)ことはよくあるが、そのような場合でも静的記述から変数の因果順序が回復出来るかどうかに対する見解である。前者では鶏が先が卵が先かの議論と同じで、因果関係を論じることが意味がないとの立場をとる。しかし、後者では、変化の伝播は局所的であり、装置のトポロジーに従ってのみ伝播するので、定性方程式にこれが正しく反映されていれば、3つのヒューリスティクスを正しく適用することにより、動的な因果情報が抽出可能であると主張する。de Kleer等の気持ちはよく分かるが、残念ながらこのヒューリスティクスだけでは、正しい因果順序が常に抽出されるとは限らないことが知られている。鷲尾はその後、個別の物理法則が背後に持つ、その法則の適用条件の下で成立する因果性に関する仮定を整理し、6つのヒューリスティクスを導出した [鷲尾 90]。現象をそれが関連する個々の物理法則に分解して記述し、どの変数が外部から与えられるべきで、それによって残りの変数がどのような因果順序で決定されるかを機械的に求めるアルゴリズムを提案した。筆者の知る限り、この方法が最も物理現象に対する我々の先行理解を正しく反映した方法である。

しかし、理想的には個別の系に関するより詳細な情報を使わず、汎用的なヒューリスティクスのみで因果情報が回復出来ることが望ましいが、例えば、 $dx_i/dt = f_i(x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_I)$ のような式 (self-regulatedではないという) に対して平衡状態を考えると変数 x_i への因果性の情報が失われることを見ても分かるように、それは原理的に無理である [元田 92]。

物理的因果性と認知的因果性 同時に変化すると考えられる現象を理解するのに記述を詳細化し時間を細かく追って解析すればよいかというと、必ずしもそうではない。例えば、 $PV = nRT$ なる理想気体の状態方程式は平衡状態にある理想気体の圧力、体積、温度の

間に成立する関係を表現している。温度が一定であれば圧力と体積は反比例することを示しており、我々は圧力と体積の間には変化に対して因果性を認め、圧力から体積あるいはその逆の因果性は瞬時にして伝わると考える。これは古い平衡状態と新しい状態で決まる量的な関係を因果的に解釈しているのであって、非平衡の状態を正確に記述して得られたものではない。現象を細かくみると気体の分子はバラバラに運動しており、そこにはもはや圧力なる概念はない。熱力学的に平衡状態にある単位時間の分子の運動量の平均値として我々が圧力なる巨視的な量を勝手に定義しているに過ぎない。従って、細かくみれば巨視的な量の因果性を必ず正しく記述できるとは限らない。同時的な因果性とは、理解を深めるための一助として、仮想的な時間軸上に変数間の順序づけを射影した認知的なものであると考えた方が分かり易い。

4. 機 械 学 習

複雑な問題を幾つかの本質的な部分問題に分割する行為は我々人間の知的活動のあらゆる面でよく現れる。専門家は多くの経験を積むにつれ問題領域に固有の意味のある塊を学習し、新たな問題をすでに知っている塊の組み合わせで理解しようとする。このような塊はスクリプト(オペレータ)スキーマ(パーセブチャル)チャンクなどの名前と呼ばれ、そのようなものが記憶の単位として存在することは認知科学の分野において古くから知られている。定性推論の所で述べた階層的な理解もこれに通じる所があるが、それは概念学習の方に近い。筆者の学習に関する研究もこのような視点から始まった。

認知的塊の学習 人間は如何にして経験からこのような塊を学習するのか、の問いに答えるため、幾何の証明問題を通して認知的塊(PC)の獲得のモデルPCLEARNを提案し、心理実験によって、それが人間が学習するものを反映している可能性が高いことを示した[諏訪 89, Suwa 94]。幾何の証明問題では、問題を図形で表現しなければ我々は問題の意味を考えるとすらできない! 2つの問題を眺めながら、証明すべきゴールや証明全体の構造が全く異なるにもかかわらず、両者の解き方は非常に似ていると感じる」ことが出来るのも図を眺めての話である。我々が獲得するPCは意味のある図形に違いない。従って、PCは幾何の問題を解いた後に得られる証明木の中に埋め込まれているはずであり、証明木の「どこ」から「どれだけの範囲」を抜き出せばいいかが決まればいい。前者は学習

の動機付けの場所(動機的特徴)であり、証明の際に選択枝が2つ以上ある場所をそれに選定し、後者は動機付けの場所から見える範囲(最大可視世界)であり、もの見方に関する認知的基準を適用して取り出される範囲とすべし、との仮説を立てた。

証明木からある塊を抜き出し一般化するという点では当時はやっていた説明に基づく学習(EBL)と似ているが、サブゴールもしくは目標概念を満足することに關与した履歴をチャンクするEBLでは、将来の問題が学習に使った問題のゴール構造もしくは目標概念と同じ構造を有する場合にのみ適用可能となる。この点で、幾何のエキスパートがゴールとは無関係にPCを前向き推論に多用すること、PCの適用と強い相関があるのはゴール構造や目標概念ではなく問題特徴であることを反映していない。実際、EBLの学習するPCとPCLEARNの学習するPCは大きく異なる。しかし、この考えは機械学習のコミュニティーでは受け入れられず、多くの反論をかった。約80人の被験者(大学生)に幾何の証明問題を解いてもらい、直後に強く意識する(従って学習したであろう)部分図形を特定する心理実験の結果でも、PCLEARNが人間の学習するPCと同じものを学習する能力があることを示唆する結果が得られた[諏訪 95]。このことから「図形情報を見る際の認識伝播によってチャンキング範囲を決定する」という学習コンセプトは妥当であると結論した。

しかし、このことが直接学習による問題解決効率の向上に繋がらないという結果も同時に得られた。学習する内容(知識)が人間らしいだけでは駄目で、その知識の利用の仕方にも人間らしさが求められる。人間は、学習されたチャンクと現問題の視覚的マッチングにより解決コストを飛躍的に減らしている。それに対してPCLEARNのマッチング法は知識の格納法と推論プログラムによって規定される順番に従って、あたかも細かいスリットを通して図の一部を、それも記号表現されたものを一つずつ見ながら、機械的に処理している。その結果大半のマッチングは失敗に終わっている。問題解決器としてのPCLEARNは人間らしい推論を実現するものではない。筆者等には新しい計算機アーキテクチャを提案する能力はなかったが、図形表現のよさを引き出すには視覚的推論の計算機処理化が必須である。学問的な貢献と実用性のギャップを強く感じた研究であった。この研究は、その後、記号表現と図形表現を併用した推論[Narayanan 94a, Narayanan 94b]へと移り、筆者の手から離れた。共同研究者の諏訪は、引続き、建築家のデッサンが創造性を引き出す仕組みを追求している。

概念学習 階層的理解の研究で行き詰まった後、少し観点を変えて概念学習の研究に取り組んだ！「思考の網」と言われるように、我々の思考プロセスはネットワークで表現できると考えられるので、推論のパターンから何か特徴的な部分パターンを機械的に抽出できれば、それが概念に相当するのではないかという素朴な考えである。有効グラフから逐次ベアのチャンキングという簡便法を用いてグラフの大きさにほぼ線形な時間でパターンを抽出するアルゴリズムを考案した [吉田 92b, 吉田 92c, Yoshida 95]。非常に素朴なアイデアであるが、対象をうまく有効グラフに変換することによって、概念学習の他に、マクロオペレータの学習や分類規則の学習も可能であることを示した。例えば、桁上げ演算回路において各ノードの電流、電圧が決定される因果的順序関係を有効グラフに表せば、概念として否定や排他的論理和などの元の回路には陽に現れていないものを取り出すことができた。一次方程式の多数の解法例を有効グラフに変換したものからは、よく使う式の変換公式がマクロオペレータとして得られた。根ノードを目標量とする木構造のグラフを考えれば、C4.5などの決定木の学習アルゴリズムを再帰的構造を有す属性値データに拡張したものとなり、これをオンラインコマンド予測に適用した [Motoda 98]。現在、扱えるグラフのクラスを多入力多出力、自己ループを許す一般グラフに拡張している。

属性選択・構築 専門家が領域の専門知識を使って生のデータから属性を生成することもあるが、多くの場合、帰納学習ではデータの属性は既知との前提から出発する。与えられた属性の全てが当面の目的に関係するとは限らないし、属性の中には冗長なものも含まれている可能性がある。属性選択は多数の属性の中から不要なものを排除し、有用なものを効率良く選択することを目指すものである。基本的には取捨選択するだけなので簡単に思えるが、属性数 N に対し、属性パターンは 2^N となるので、探索の組み合わせ爆発が生じる。本来属性の良さは目的に対して決まるものであるが、目的を達成するために使う学習手法にはバイアスがあるので、属性の良さが、使う学習手法に依存するという問題もある。人工知能における属性選択の研究はパターン認識の分野での長い研究を受け継いでおり、多くの研究がある [Liu 98b]。

筆者等は属性の目標に対する不整合の度合いが単調性を有す性質を利用した最適属性探索法を提案した [Liu 98a]。本当に難しいのは属性の選択ではなく、これらを元により有効な属性を帰納的に構築する問題である。属性から目標へのマッピングの道程に目標の説明

にとってより意味のある中間概念を見つけることに等価であり、対象領域の深い理解なくしては実現は困難である。実際に、機械化がうまく行っている例は全て、最初に巧妙に人間が正しい属性の種を与えているものばかりである。属性の帰納的構築は発見と言ってもよく、ここにブレークスルーが必要である。

5. 情報フィルタリング

本屋での立ち読みや新聞、雑誌の拾い読みの例を取るまでもなく、我々は文書の大意をすばやく汲み取ることができる。しかし、これを一日中続けるわけにはいかない。我々人間には生理的、認知的な限界がある。人間には本質的に得意なものであっても、量の壁にぶつかって処理不可能となっているものが多い。

意味理解 このような研究の課題はいかにして計算機に意味を理解させるかである。計算機の性能向上と価格低下により、意味処理の形態も変わって来たように思われる。最近では意味を多数の実例から推測するアプローチがはやっている。極論すれば意味をパターンと対応させ、パターンが似ているものは意味も似ているとするアプローチである。情報フィルタリングに確率モデルによるこの考え方を適用してみると予想以上に上手くいく [Iwayama 94, Iwayama 95]。量から質への転換とも言える。非明示的に埋め込まれた意味を機械的に汲み取ることなど出来そうにもないが、意味がパターンに落とせばある程度は可能である。もちろん、このような方法で最後まで行けるかどうかは疑わしい。いずれその限界が明らかにされるであろう。深い理解と言う観点からは腕力で強引に推し進める深みのない研究と言うことにもなるが、実用性という観点からはこちらの方に軍配が上がりそうである。我々人間の行動の多くはコンパイルされた知識に基づいていることを考えれば、両方のアプローチをバランスよく採用すべきなのである。

6. データマイニング

膨大なデータの中から有用な、あるいは興味のあるパターンを明示的な知識として発掘しようとするデータマイニングも計算機能力を最大限に活用した新しいアプローチである。

相関規則 有用性、新規性、面白さなどはどれだけの背景(事前)知識を持っているかに依存し、それらに無関係に一般的に評価する指標などは有り得ない。しかし、多くの事例を説明する知識は有用と考えられる

ので、頻度と確信度を指標としてこれらの知識を取り出すことは可能である。データ間の共起事象を相関規則として求めるバスケット分析が主流を占めているが、分類規則の学習や概念学習もデータマイニングの範疇に入る。ここでは、量の壁が厚く、効率的アルゴリズムと実装技術が非常に重要になることを痛感した。また、頻度と確信度だけでは非常に多くの規則が抽出されるので、冗長なものを落とすフィルタリングが必要になる。筆者等は最小の条件で最大の帰結を得る極大推論の考えを導入し、表現効率のよい相関規則を求めるアルゴリズムを提案した [Washio 98d, 猪口 98]。抽出する規則に現れる表現（言葉）を制限することで興味を限定したり、例外規則を求めるなどの提案もあるが、頻度、確信度を越える指標を見出すことが課題である。

数値属性離散化 バスケット分析は記号属性を前提にしているため、数値属性を離散化する必要がある。既存の離散化方式は、各属性を独立に扱い、属性毎に個別に離散化しているが、相関規則は離散化の仕方に大きく依存するため、属性間の相互作用を考慮して離散化しなければならない。クラス属性が分かっている場合には赤池の情報量基準や最小記述長基準を採用できる。実際、両者の基準を用いてグリーディーに探索する離散化方式が有効であることを確認している [猪口 99, 塚田 99]。一般にはクラス属性は定義されていないので、このような場合の離散化に対してはまだ方法論がない。

因果解析 相関規則は条件から結論部への因果関係の存在を意味するものではない。相関関係から因果関係を求める研究はすでに今世紀半ばにあり、サイモン・ブレイラックの方法 [Simon 53]^{*1}やライトのパス解析の手法 [Wright 60] が提案されている。これらは一種の相関・回帰分析の手法であり、因果関係を完全に推論できるわけではない。この方法がそのまま使えるわけではないが、バスケット分析で因果性を反映した相関規則を求めることができれば大きな貢献となる。

7. 法 則 発 見

古来、物理学者が観測データ・実験データを深く分析し裏に潜む真理を見出して来たように計算機によってデータから法則式を発見させようとする試みは科学的知識の研究分野として発展して来た。単なるデータのあてはめはシステム同定の分野で長い歴史がある。システム同定 対象系の受動的な観測しか許されない

条件下（制御可能な数量が極めて限られたり、あるいは全く制御不可能であるような場合）においては、従来、線形システム同定理論 [Ljung 87]、非線形ニューラルネット [Elman 90]、GMDH [Ivakhnenko 70] などの手法を用いて対象系の数量関係式を同定することが試みられて来た。しかしながら、これらの手法は、線形式、階層的シグモイド非線形式、階層的コルモゴロフ・ガボール多項式などのように、対象系を支配する方程式のクラスを蓋然的に仮定しており、データをよく再現していても、同定された関係式が対象系の第一原理に直接に対応する保証はない。

局所探索に基づく帰納的発見 実験室環境での測定データに基づき、科学的法則式の発見を行うシステムとして、BACON [Langley 87] に代表される、一連のシステム (FAHRENHEIT, ABACUS, IDS, KEPLER など) が開発されて来た。これらは何れも、対象系を表す多数量中の任意の2数量間の関係の予め定められたオペレータによる探索的な同定と数量統合を繰り返す、ボトムアップ的に系全体を表す1本の方程式を導出するものである。このアルゴリズムの計算量は変数の数の指数オーダーであり、現実的な計算量では高々数変数程度からなる法則式の導出が限界である。また、この方式においても、導出される法則式は実験式であり、それらが対象系に含まれる第一原理を表す保証はない。更に、測定誤差やノイズに弱いという実際上の問題もある。その後、数量の単位次元の情報を利用した次元解析により無駄な探索を減少させ試みが加えられた [Kokar 86] が、逆に心理学、社会学、経済学などの扱う非物理系の分野では測定量単位が明らかでない場合が多く、この方式では適用範囲が限定される。他に、帰納論理プログラムを用い網羅的に解析の関係式を作りだし、それらの数量観測データ当てはめを試みるLAGRANGE [Dzeroski 94] がある。第一原理法則式以外の式がたまたまデータにフィットしてしまう可能性も高く、この手法も発見式が必ずしも第一原理を表すことを保証しない。

第一原理式の発見 筆者等はLuceの論文 [Luce 59] に偶然出会い強い刺激を受け、実験データから単なる式のあてはめではなく、第一原理を回復できないかに強い興味を持ち、この研究をスタートさせた。我々が扱う変量（数値データ）は測定量であり、測定論 [Stevens 46] で規定される尺度を有している。これにより単位変換に関する群構造が制約され、複数の数量間に数学的に許容される関係を著しく制限する。Luceの論文は2数量間の関係に関し具体的な関係式を与えたものである。その後、関連する2つの著名な定理があることを知っ

*1 [Iwasaki 86] もここから出発している。

た．一つは比例尺度に関する複数の数量の間に成立する定理 (Product Theorem) [Bridgman 22] と、次元解析を用いた法則式の構造を決める重要な制約を表す定理 (Buckingham の Π -theorem [Buckingham 14]) である．これらの研究は 1910 ~ 20 年代のものであり、計算機出現以前の研究には素晴らしいものがあることを再認識させられた．筆者等はこれらの知見を基に、間隔、比例、絶対の 3 種の異なる尺度が混在する系にこの定理を 70 年ぶりに拡張した．そして、さらに恒等式制約と称す数学的な制約を加え、系が 1 本の方程式で表現できる場合に、数量の数の 3 乗のオーダーで方程式を発見できる、ヒューリスティクス探索を極力抑えた、ノイズにも極めて強いアルゴリズムを提案した [Washio 98a, Washio 97]．拡張した定理により、系は元の数量の数より少ない無次元量の関数 (アンサンブルと呼ばれる) で表現され、個々の無次元量は元の変量との間にレジームと呼ばれるある範囲の関係しか許容されないことが示される．レジームはそれぞれ単独で物理的に意味を持つ塊になっている．この定理は変量の単位次元を基に導出されたものであるが、結果は我々が測定量を扱っている限り汎用的で、仮にアンサンブルの引数が無次元量でなくても成立する．このように、数量の尺度は法則式の数学的許容性の条件に関して極めて強い制約を与えており、我々の理解にとって受け入れ可能な法則式の形式の多くの部分を決めてしまうことは大きな発見であった．

アルゴリズムは最初にレジームを同定して、次にレジーム間の関係であるアンサンブルを同定する．各数量の尺度情報からレジームの式の形の候補が決まるので網羅的に探索するのが一番単純であるが、個々のレジームにどのような変数が入るのか、そもそもレジーム自身が何個あるのかが分からないので、このようなナイーブな方法では膨大な探索が必要になる．そこで、BACON と同じく、まず 2 つの数量の組み合わせを考え 2 数量間に成立する関係を検定する．次に 1 つの数量を共有する 2 つの 2 数量の組み合わせに対して無矛盾性を検定し、矛盾がなければ統合する．これをレジームの条件が満たされなくなるまで繰り返す．各ステップではノイズや誤差の影響を考慮して F 検定、 χ^2 検定、ガウス検定などの統計的検定を実施し、早い時期に不適合な組み合わせを棄却する．最後に、レジーム同士の間線形、積関係などの簡単な関係が成立するかどうかを同様な手法で検定し、これ以上統合できなくなるまでまとめて行く．これで 1 つにまとめられればアンサンブル (つまり法則式) が求まったことになる．その後、さらに系が複数方程式で表現される場合に、何

本の式が必要で、各式にはどのような変数が入るべきかを実験により決定するアルゴリズムを考案し、上のアルゴリズムと組合わせて複数方程式系の第一原理を求めることが出来るようにした [Washio 98b]．数 10 変数からなる比較的規模の大きい問題に関しても適用可能であることを確認している．本手法の最大の特徴は単位情報を必要としない点である．単位が分からなくても尺度は実験的に構成できるし、殆どの場合推定可能である．このことは本手法の適用範囲が物理現象のみに限定されるものでなく、社会、心理現象など他の分野にまで適用可能であることを示唆している．現在は実験系 (必要データは自由に実験追加で入手可能) から観測系 (データは観測データのみ) へ拡張中である．アンケート解析などに使えれば、多変量解析どまりだった世界に新機軸を追加できる可能性がある．さらに、複数系への拡張で得られた部分系が因果推論で議論されて来た構造方程式 [Iwasaki 86] の一般的な定義になっていることも発見し、因果推論との接点も見出した．法則発見行為は知的な行為の機械化であり、人工知能研究と言ってよいが、この研究で使った人工知能固有の技術は少なく、成功の要因は物理、数学、測定論、統計検定、探索などの知識を総動員したことにある．

8. 知識ベース (エキスパート) システムと知識獲得

この分野は、1970 年代後半から本格化した第一世代の知識ベース、その反省から 1980 年代の後半に台頭した第二世代の知識ベースを経て、知識の共有化・再利用の本格化、その基盤となるオントロジーの構築へと研究の対象が移って来た．最近では暗黙知や組織知能に対する関心も高まっている．

第一世代知識ベースシステム 第一世代の知識ベースシステムでは種々の知識 (タスク実行、領域特性、動作原理など) を明示的に区別することはせず、ひとまとめにして単一推論機構で処理していた．無数の個別の知識を組合わせた複雑な推論連鎖から知的な挙動が生成されるに違いないとの期待がそうさせたわけだが、失敗に終わった．期待とは逆に、知識獲得、説明、頑強、保守、再利用などいずれの側面をとっても問題の性質を悪くしてしまった．悪構造でよく問題が分析できなくても、専門家の断片的な知識を集積すれば解決するという神話はもろくも崩れ去った．今では、中身が理解でき、かつ保守が容易なシステムを作るには、知識は明示的にモデル化しなければならないことを誰で

も承知している。

第二世代知識ベースシステムと知識獲得 問題解決プロセスには幾つもの異なった側面があり、その各々で違ったモデル化が必要となり、これをどう処理するかが性能や効率を決める。どのような知識が必要か(知識レベル)ということとそれをどう実装するか(記号レベル)ということは明確に区別しなければならない。このような反省から生まれてきたものが第二世代の知識ベースシステムであり、複数のモデル、複数の推論手法、知識レベルの設計などを特徴としている [David 93]。知識レベルは挙動の「何故」の部分を説明する。知識レベルと実装レベルを区別し、知識レベルを適切な抽象度で記述すれば規範的な設計、知識獲得支援、構成要素の再利用、より抽象度の高い説明などの点で効果が上がる。第二世代知識ベースシステムの特徴は、1) 解決すべき問題の目標やそれを達成するための副目標を記述したいわゆるタスク、2) これらの目標を達成するための方法、3) その手法が必要とする領域知識(対象世界に関する記述)を基盤パラダイムとしていることである。記号レベルと知識レベルの構造を可能な限り同相にし、記号レベルの挙動を知識レベルの言葉で解釈出来るような仕組みを準備すれば、推論結果の説明、知識の検証や獲得が知識レベルで実行できる。ビルディングブロック [Chandrasekaran 86] を準備しておきこれを組み合わせてシステムを構築する方法から、知識レベルのタスク記述から直接実行可能な実装レベルのプログラムを生成 [Linster 92, Mizoguchi 92] する野心的な試みまで幅広い研究成果がある。

知識レベルのアプローチは、知識獲得を専門家の問題解決過程をモデル化すること自体である、との見方に変えた。モデルは構造であり、構造体としての部品には明確な役割がある。従って、これを利用してどの部分にはどのような種類の知識が必要かが明確になり、これを基に知識獲得をガイドすればよい。知識レベルの設計を別の言葉で言えば、自分がどのような知識を獲得すべきかを知っているシステムの実現を目指した系統的な方法である。しかし、モデル化の際には、もやもやははっきりさせ、ギャップを埋め、暗黙知を明確に記述しなければならない。知識獲得をガイドするのにモデルが有効であるが、そのモデルを獲得するのも知識獲得である。知識獲得のパラドックスの問題をすべてモデル化に集約させており、知識獲得ボトルネックは緩和されたものの、実際は解決されてはいない。知識ベースシステムに期待されたのは、悪構造でアルゴリズムが存在しない問題に対して有効に働く万能薬ということであったが、結局のところ、細部まで透明なものを

を作らなければだめとなった。問題は整理された結果、知識獲得はモデル化の中に埋め込まれてしまった。

知識の共有・再利用・オントロジー モデル化が汎用性を持つためには知識レベルでタスクを記述するために必要な共通の語彙、各タスクの実行に必要な手法(解法)が要求する領域知識を記述するための共通の語彙に関する合意が前提となる。それが実現すれば知識獲得のパラドックスも大いに緩和される。専門家は与えられた語彙で語るように努力するようになる。しかし、現状ではそれがないため、知識の共有や再利用が非常に限定された範囲でしか実行できない。国際的に合意の得られる語彙の統一は難関であるが、その必要性は認識され始め、オントロジー^{*2}の研究が鋭意実施されている [溝口 97]。そこでは、知識レベルの設計の流れと整合し、タスク(問題の性質)と領域(問題の対象)をできるだけ切り離して、それぞれのオントロジーを設計している。領域オントロジーをそれで記述されたものが何にどう使われるかを知らないで事前に記述することが一般に可能かという素朴な疑問が生ずるが、実体は、例えば領域オントロジーに部分全体の関係などを導入した瞬間に、その関係が十分一般的でいろいろなタスクに対する領域記述のプリミティブとして使えると想定しており、まったく独立ではありえない。知識表現形式、操作、内容がどこまで体系化する必要があるのか、例えば、数学との対比で考えると、数式表現とそれに対する種々の演算操作、変量のクラス(大小等値関係や連続性、微分可能性など)、演算のクラス(群、環、線形、非線形、直交性、不変量など)などの体系化に匹敵するものにならなければ本物にならないのか、また、イメージなど記号表現不向きな表現に関するオントロジーはどう表現すればいいのか、などまだ不透明の部分もある。オントロジー研究の背景は、知識の内容が重要であることを訴えており、対象の深い理解なくしては実現しない。

知識モデル不要の知識獲得 知識ベースシステムの主流に対する謀反ではないが、第一世代知識ベースシステムとは全く違う発想から生まれた知識モデル不要の知識ベース構築方法もある。そもそもモデルは常に不完全で、技術進歩の激しいこの時代では不変な知識の仮定は非現実的である。一部の知識は急速にすたれ、新しい知識の供給が常に必要となり、知識獲得と保守は不可分となる。また、複数の専門家からの知識獲得も必要となる。このような状況では、第二世代知識ベースシステムでは知識の整合性保持は大きな問題となる。

*2 ここで言うオントロジーは語意を意味し、定性推論の所で述べたものとは違う。

RDR(Ripple Down Rule)法 [Compton 90, Compton 93]はこれに応えうる可能性のある魅力的なアプローチである。RDRは分類問題を対象にした一種の事例ベース推論手法で、知識獲得は既存の知識の洗練と捉える！専門家は自分が問題解決に使った知識を明示的に記述することは得意ではないが、具体的な事例に関してはその正当性や非正当性を的確に指摘できる」と言う事実に着目し、新しい事例に対する知識ベースシステムの結論が誤りである場合に、新しい事例と今まで正しく解けていた一番近い事例との差に着目し、既存の知識ベースに対する洗練として例外知識を追加する。追加する例外知識が使われる状況が明確に規定されているため、知識の不整合性の発生は自動的に回避される。筆者等もRDRの魅力に引かれ手法の改良を試みている [Wada 98]。RDRは性能を売り物(とにかく正しく解けるようになればいい)にする手法で対象を深く理解するための手法ではない。しかし、最近ではモデル不要のRDRで獲得された知識ベースから、逆に、モデルを抽出し再利用しようとする研究も出て来ている [Richards 98]。モデル化への回帰がここにも見られる。

9. 人工生命

人工知能は明示的な知識の存在を前提にしている。複雑な物でも構造化して単純なものに分解すれば全体が理解できるという還元論に基盤がある。つまり、ニュートン、デカルト以来の近代西洋科学の思想に立脚している。人工知能では、人間は知的で、その知的な人間の振る舞いを人間が理解した上で、計算機上で再現しようという立場をとる。これに対し、人工生命では、世の中には人間の理解できないことは無数にあり、人間の知性を金科玉条と崇める必要はない。従って、事前に準備した明示的な知識は必要ないとの立場をとる。無数のミクロな操作による相互作用によって知能は創発し、それが逆にミクロな挙動を制御する。しかも、何が創発するかは計算しなければ分からない [星野 94a, 星野 94b]。近年、この考え方の可能性と限界を模索するためのシミュレーションが多数実施されている。地図なしロボットのナビゲーションや群生する鳥の生態解析などで驚嘆すべき結果が出ている。人工知能^{*3}が自然知能を越えても不思議ではないし、その可能性を否定するものは何もない。人間が理解できないほど高度な知能の出現も有り得る。そうなれば、明示的な理解

*3 ここでは技術としての現状の人工知能ではなく、自然知能に対比した一般的な言葉として使っている。

は放棄せざるを得なくなる。人間の欲望としてこれが受容出来るであろうか？このことを心配するのはまだ遠い先であるが、我々に突きつけられた大きな壁である。筆者はこのような知能が人間と共存するためには、人間の認知的理解能力に整合する粒度の概念と推論ステップを使って人工生命によって作られた人工知能を再構築する必要があると考える。しかし、暗黙の意思なくして創発したものをマクロなレベルで自動的に再構築する原理はあるのであろうか？自然知能を手本とする従来の人工知能との接点はこの辺にあるように思われる。

10. おわりに

以上、筆者が何を指してどのような人工知能研究に携わって来たかを概観した。一口で言えば、モデリングならびにその周辺技術に関する研究に集約される。それには、この分野に入る前の10数年にわたる原子力分野の研究で培った、計算しなくても理解できるようになるよう努力して来た姿勢が大きく影響している。明示的理解に対する願望に駆動されてきたと言ってもよい。筆者には明示的理解は放棄できない。これを追求することが人工知能研究である。それには、人間の理解に整合する推論(概念、推論ステップの粒度)の追求、計算機パワーを活かした研究と計算機万能時代に対する反省のバランス感覚、ならびに博物的知識が必要である。

謝辞

本稿で述べたことの多くは共に議論し時間を共有した多くの同僚との長年にわたる研究で培われたものである。とくに、吉田健一(日立製作所システム開発研究所)、諏訪正樹(University of Sydney)、鷲尾隆(大阪大学)の諸氏から受けた影響は大きい。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- [Beiley-Kellogg 98] Beiley-Kellogg, C. and Zhao, F.: Qualitative Analysis of Distributed Physical Systems with Applications to Control Synthesis, *Proc. of Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 232-247 (1997)
- [Bridgman 22] Bridgman, P. W.: *Dimensional Analysis*, Yale University Press, New Haven, CT (1922)
- [Buckingham 14] Buckingham, E.: On physically similar systems; Illustrations of the use of dimensional equations, *Phys. rev.*, Vol. IV, No. 4, pp. 345-376 (1914)
- [Chandrasekaran 86] Chandrasekaran, B.: Generic Task in Knowledge-based Reasoning: High-Level Building

- Blocks for Expert System Design, *IEEE Expert*, Fall, pp. 23-30 (1986)
- [Chandrasekaran 93] Chandrasekaran, B., Goel, A. K., and Iwasaki, Y.: Functional Representation as Design Rationale, *Computer*, pp. 48-46 (1993)
- [Compton 90] Compton, P. and Jansen, R.: A Philosophical Basis for Knowledge Acquisition, *Knowledge Acquisition*, Vol. 2, pp. 241-257 (1990)
- [Compton 93] Compton, P., Kang, B. H., Preston, P. and Mulholland, M.: Knowledge Acquisition without Analysis, *Knowledge Acquisition for Knowledge Based Systems, Lecture Notes in Artificial Intelligence 723*, Springer, pp. 278-299 (1993)
- [David 93] David, J. M., Krivine, J. P. and Simmons, R. (editors): *Second Generation Expert Systems*, Springer-Verlag (1993)
- [de Kleer 84a] de Kleer, J. and Brown, J. S.: A Qualitative Physics Based on Confluence, *Artificial Intelligence*, 24, pp. 7-83 (1984)
- [de Kleer 84b] de Kleer, J.: How Circuits work, *Artificial Intelligence*, 24, pp. 205-280 (1984)
- [de Kleer 92] de Kleer, J., Mackworth, A. K. and Reiter, R.: Characterizing Diagnosis and Systems, *Artificial Intelligence*, 56, pp. 197-222 (1992)
- [Dzeroski 94] Dzeroski, S.: Discovering Dynamics: From Inductive Logic Programming to Machine Discovery, *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 3, pp. 1-20 (1994)
- [Elman 90] Elman, J. L.: Finding Structure in Time, *Cognitive Science*, Vol. 14, pp. 179-211 (1990)
- [Falkenhainer 88] Falkenhainer, B. and Forbus, K. D.: Setting up Large-Scale Qualitative Models, *Proc. of Seventh National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 301-306 (1988)
- [Forbus 84] Forbus, K. D.: Qualitative Process Theory, *Artificial Intelligence*, 24, pp. 95-168 (1984)
- [Hayase 80] Hayase, T and Motoda, H.: Boiling Water Reactor Control Rod Programming Using Heuristic and Mathematical Methods, *Nucl. Technol.*, Vol. 48, pp. 91-100 (1980)
- [Hayes 79] Hayes, P. J.: The Naive Physics Manifesto, in *Michie, D. (ed.), Expert Systems in the Micro-Electronic Age*, Edinburgh University Press, Edinburgh (1979)
- [星野 94a] 星野 力: 人工生命の夢と悩み - コンピュータの中の知能と行動の進化 -, 裳華房 (1994)
- [星野 94b] 星野 力: 人工生命の原理とその展開, 人工知能学会誌, Vol. 9, No. 5, pp. 659-664 (1994)
- [猪口 98] 猪口 明博, 鷲尾 隆, 元田 浩, 熊澤 公平, 荒井 尚英: バスケット分析のグラフ構造データへの拡張と通信ネットワークデータへの適用, 人工知能基礎論研究会 (SIG-FAI-9801-10), pp. 55-60, (1998)
- [猪口 99] 猪口明博, 鷲尾 隆, 元田 浩, 堀内 匡: 数値属性データに対するバスケット分析手法, 第12回人工知能学会全国大会論文集 S1-01, pp. 74-76 (1998)
- [Ivakhnenko 70] Ivakhnenko, A. G.: Heuristic Self-Organization Problems of Engineering Cybernetics *Automatica*, Vol. 6, pp. 207-219 (1970)
- [Iwasaki 86] Iwasaki, Y. and Simon, H. A.: Causality in Device Behavior, *Artificial Intelligence*, 29, pp. 3-32 (1986)
- [Iwayama 94] Iwayama, M. and Tokunaga, T.: A Probabilistic Model for Text Categorization: Based on a Single Random Variable with Multiple Values, *Proc. of Fourth Conference on Applied Natural Language Processing*, pp. 162-167 (1994)
- [Iwayama 95] Iwayama, M. and Tokunaga, T.: Hierarchical Bayesian Clustering for Automatic Text Classification, *Proc. of Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1322-1327 (1995)
- [Kitamura 97] Kitamura, Y., Ikeda, M. and Mizoguchi, R.: A Causal Time Ontology for Qualitative Reasoning, *Proc. of Fifteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 501-506 (1997)
- [Kokar 86] Kokar, M. M.: Determining Arguments of Invariant Functional Descriptions, *Machine Learning*, Kluwer Academic Publishers, pp. 403-422 (1986)
- [Langley 87] Langley, P. W., Simon, H. A., Bradshaw, G. and Zytkow, J. M.: *Scientific Discovery; Computational Explorations of the Creative Process*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts (1987)
- [Levy 92] Levy, A., Iwasaki, Y. and Motoda, H.: Relevance Reasoning to Guide Compositional Modeling, *Proc. of Second Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, pp. 910-916 (1992)
- [Linster 92] Linster, M., Karbach, W., Voß, A. and Walther, J.: An Analysis of the Role of Operational Modeling Languages in the Development of Knowledge-based Systems, *Proc. of Second Japanese Knowledge Acquisition for Knowledge-based Systems Workshop*, pp. 65-87 (1992)
- [Liu 98a] Liu, H., Motoda, H. and Dash, M.: A Monotonic Measure for Optimal Feature Selection, *Machine Learning: ECML-98, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1398*, Springer, pp. 101-106 (1998)
- [Liu 98b] Liu, H. and Motoda, H.: Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, *Kluwer Academic Publishers* (1998)
- [Ljung 87] Ljung, L.: *System Identification*, P T R Prentice-Hall (1987)
- [Luce 59] Luce, R. D.: On the Possible Psychological Laws, *The Psychological Review*, Vol. 66, No. 2, pp. 81-95 (1959)
- [Mizoguchi 92] Mizoguchi, R., Tijerino, Y. and Ikeda, M.: Task Ontology and Its Use in a Task Analysis Interview System - Two level Mediating Representation in MULLETIS -, *Proc. of Second Japanese Knowledge Acquisition for Knowledge-based Systems Workshop*, pp. 185-198 (1992)
- [溝口 97] 溝口理一郎, 池田 満: オントロジー工学序説 - 内容指向研究の基盤技術と理論の確立を目指して -, 人工知能学会誌, Vol. 12, No. 4, pp. 559-569 (1997)
- [Mosterman 97] Mosterman, P. J. and Biswas, G.: Formal Specifications for Hybrid Dynamical Systems, *Proc. of Fifteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 568-773 (1997)
- [Mosterman 98] Mosterman, P. J., Zhao, F. and Biswas, G.: An Ontology for Transitions in Physical Dynamic Systems, *Proc. of Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 219-224 (1997)
- [Motoda 84] Motoda, H., Yamada, N. and Yoshida, K.: A Knowledge Based System for Plant Diagnosis, *Proc. of Fifth Generation Computer Systems*, pp. 582-588 (1984)
- [元田 89] 元田 浩, 吉田健一: 定性推論と深い推論, 人工知能学会誌, Vol. 4, No. 5, pp. 538-546 (1989)
- [元田 92] 元田 浩: 因果理解, 認知科学ハンドブック第3章, pp. 118-127, 共立出版 (1992)
- [Motoda 98] Motoda, H. and Yoshida, H.: Machine Learning Techniques to Make Computers Easier to Use, *Artificial Intelligence*, 103, pp. 295-321 (1998)
- [Murthy 87] Murthy, S. S., and Addanki, S.: PROMP-

- T: An Innovative Design Tool, *Proc. of Sixth National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 637-642 (1987)
- [Narayanan 94a] Narayanan, H., Suwa, M. and Motoda, H.: A Study of Diagrammatic Reasoning from Verbal and Gestural Data, *Proc. of Sixteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, pp. 652-657 (1994)
- [Narayanan 94b] Narayanan, H., Suwa, M. and Motoda, H.: How Things Appear to Work: Predicting Behaviors from Device Diagrams, *Proc. of Twelfth National Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 2, pp. 1161-1167 (1994)
- [Nayak 97] Nayak, P. P. and Joscowicz, L.: Efficient Compositional Modeling for Generating Causal Explanations, *Artificial Intelligence*, 83, pp. 193-227 (1996)
- [Reiter 87] Reiter, R.: A Theory of Diagnosis from First Principle, *Artificial Intelligence*, 32, pp. 57-95 (1987)
- [Richards 98] Richards, D. C.: The Reuse of Knowledge in Ripple Down Rule Knowledge Based Systems, *PhD. Thesis*, Department of Artificial Intelligence, The University of New South Wales (1998)
- [Sasajima 95] Sasajima, M., Kitamura, Y., Ikeda, M. and Mizoguchi, R.: FBRL:A Function and Behavior Representation Language *Proc. of Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1830-1836 (1995)
- [Simon 53] Simon, H. A.: Causal Ordering and Identifiability, in: W. Hood and T. Koopmans (eds.), *Studies in Econometric Methods*, Wiley, pp. 49-74 (1953)
- [Stevens 46] Stevens, S. S.: On the Theory of Scales of Measurement, *Science*, Vol. 103, No. 2684, pp.677-680 (1946)
- [諏訪 89] 諏訪正樹, 元田 浩: 初等幾何学の補助線問題におけるフラストレーションに基づく学習, *人工知能学会誌*, Vol. 4, No. 3, pp. 308-320 (1989)
- [Smith 98] Smith, N.: A New Architecture for Automated Modeling, *Proc. of Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 225-231 (1997)
- [Suwa 94] Suwa, M. and Motoda, H.: Learning Perceptually-chunked Macro-operators, *Machine Intelligence*, Vol. 13, pp. 419-440, Oxford Univ. Press (1994)
- [諏訪 95] 諏訪正樹, 元田 浩: 認知的基準に基づくオペレータスキーマの学習, *認知科学*, Vol. 2, No. 4, pp. 39-55 (1995)
- [塚田 99] 塚田 誠, 猪口明博, 鷲尾隆, 元田浩: 数値属性離散化におけるMDLPとAICの比較, *人工知能知識ベース研究会資料* (SIG-KBS-9802-8), pp. 45-52 (1999)
- [Wada 98] Wada, T., Horiuchi, T., Motoda, H and Washio, T.: A New Look at Default Knowledge in Ripple Down Rules Method, *Proc. of Pacific Rim Knowledge Acquisition Workshop*, pp. 171-186 (1998)
- [鷲尾 90] 鷲尾 隆: 物理法則に基づく外的駆動型因果性の導出, *人工知能学会誌*, Vol. 5, No. 4, pp. 482-491 (1990)
- [鷲尾 94] 鷲尾 隆, 佐久間正剛, 北村正晴: 機器・センサ多重故障に関する定量的高信頼診断手法, *人工知能学会誌*, Vol. 9, No. 5, pp. 719-729 (1992)
- [Washio 96] Washio, T. and Motoda, H.: A History-oriented Envisioning Method, *PRICAI'96: Topics in Artificial Intelligence*, *Lecture Notes in Artificial Intelligence* 1114, Springer, pp. 312-323 (1996)
- [Washio 98a] Washio, T. and Motoda, H.: Discovery of First Principle Equations Based on Scale-Type-Based and Data-Driven Reasoning, *Knowledge-Based Systems*, Elsevier, Vol. 10, No. 7, pp. 403-411 (1998)
- [Washio 97] Washio, T. and Motoda, H.: Discovering Admissible Models of Complex Systems Based on Scale-Types and Identity Constraints, *Proc. of Fifteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 810-817 (1997)
- [Washio 98b] Washio, T. and Motoda, H.: Discovering Admissible Simultaneous Equations of Large Scale Systems, *Proc. of Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 189-196 (1998)
- [Washio 98c] Washio, T. and Motoda, H.: Development of SDS2: Smart Discovery System for Simultaneous Equation Systems, *Discovery Science, Lecture Notes in Artificial Intelligence* 1532, Springer, pp. 352-363 (1998)
- [Washio 98d] Washio, T., Matsuura, H. and Motoda, H.: Mining Association Rules for Estimation and Prediction, *Research and Development in Knowledge Discovery and Data Mining, Lecture Notes in Artificial Intelligence* 1394, Springer, pp. 417-419 (1998)
- [Wright 60] Wright, S.: Path Coefficients and Path Regression: Alternative or Complementary Concepts, *Biometrics*, 16, pp. 189-202 (1960)
- [Yamada 83] Yamada, N. and Motoda, H.: A Diagnosis Method of Dynamic System Using the Knowledge on System Description, *Proc. of Eight International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 225-229 (1983)
- [吉田 89] 吉田健一, 元田 浩: 階層的定性推論のための浅い知識の合成法, *人工知能学会誌*, Vol. 4, No. 7, pp. 447-455 (1989)
- [吉田 92a] 吉田健一, 元田 浩: 近似に基づく階層的知識表現, *人工知能学会誌*, Vol. 7, No. 1, pp. 69-76 (1992)
- [吉田 92b] 吉田健一, 元田 浩: 推論過程からの概念学習 - 学習アルゴリズム -, *人工知能学会誌*, Vol. 7, No. 5, pp. 675-685 (1992)
- [吉田 92c] 吉田健一, 元田 浩: 推論過程からの概念学習 - 概念構造の構成要因 -, *人工知能学会誌*, Vol. 7, No. 5, pp. 686-696 (1992)
- [Yoshida 95] Yoshida, K. and Motoda, H.: CLIP: Concept Learning from Inference Pattern, *Artificial Intelligence*, Vol. 75, No. 1, pp. 63-92 (1995)

著者紹介

元田 浩 (会員)

1965年東京大学工学部原子力工学科卒業。1967年同大学院原子力工学専攻修士課程終了。同年、日立製作所に入社。同社中央研究所、原子力研究所、エネルギー研究所、基礎研究所を経て平成7年退社。現在、大阪大学産業科学研究所教授(知能システム科学研究部門、高次推論研究分野)。原子力システムの設計、運用、制御に関する研究、診断型エキスパート・システムの研究を経て、現在は人工知能の基礎研究、とくに機械学習、知識獲得、知識発見、データマイニングなどの研究に従事。工学博士。日本ソフトウェア科学会理事、人工知能学会理事、同編集委員会委員、日本認知科学会編集委員会委員、Knowledge Acquisition (Academic Press) 編集委員、IEEE Expert 編集委員を歴任。Artificial Intelligence in Engineering (Elsevier Applied Science) 編集委員、International Journal of Human-Computer Studies (Academic Press) 編集委員、Knowledge and Information Systems: An International Journal (Springer-Verlag) 編集委員、1975年日本原子力学会奨励賞、1977、1984年日本原子力学会論文賞、1989、1992年人工知能学会論文賞受賞。1997年人工知能学会研究奨励賞受賞、1997、1998年人工知能学会全国大会優秀論文賞受賞。人工知能学会、情報処理学会、日本ソフトウェア科学会、日本認知科学会、AAAI、IEEE Computer Society、各会員。 motoda@sanken.osaka-u.ac.jp