

# 「明示的理解に魅せられて」に対するコメントへの回答

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

## 1. はじめに

「明示的理解に魅せられて」と題したAIマップの原稿に対し、3人の方からコメントを頂いた。新しいパラダイムを切り開く主張など、強く訴えるものを持ち合わせていない筆者にとってAIマップの執筆は苦痛であった。思い悩んだ挙句、自分の行って来た人工知能研究を振り返りその根底に横たわっている考えを整理するのが一番いいと結論した。長い研究期間中、色々なことに従事して来たので、個々の研究に対する姿勢が始終一貫していたわけではないが、タイトルの「明示的理解に魅せられて」が基本的な姿勢を反映していることは間違いない。これは信念のようなものであって、よし悪しを問われても対処に困ってしまう。3人のコメントはそれぞれ異なった立場からのものであり、いずれも重要なポイントを突いている。一つ一つを深く追って行くと筆者の立場が首尾一貫しなくなる恐れがあるが、一貫する範囲で答えてみたい。

## 2. 古関氏のコメントに対して

古関氏は産業界に身を置く立場から、コストベネフィットの観点から筆者のようなシーズ中心の研究では成果が実用に結びつかないのではないかと疑問を投げかけている。確かに「明示的理解」などという言葉を表に出すようでは「趣味の研究」に終わる恐れがあると受け止められても致し方ない。しかし、筆者自身にとってみれば、これはニーズに基づく最初の15年間の研究生活の中から自然に沸き上がって来た願望である。短期間で解を出すことを要求されることの多かつ

た研究では、使える技術は何でも使う必要があったと同時に、粗くても構わないから計算しなくても答えを予測できる能力が強求められた。対象とする問題が、複雑とは言え、比較的理解が容易な物理現象であったことにも強く影響を受けている。

シーズとニーズの関係であるが、よく引き合いに出されるのにトランジスタの発明がある。誰もが認めるノーベル賞受賞につながった非常にレベルの高い基礎研究であるが、その成功の裏には、従来の真空管型の増幅器に取って代わる非常に小型で省電力の増幅器が実用化されれば、新しいビジネスを創出し、世の中を大きく変えうるという明確なニーズに基づくビジョンがあった。この例が示すようにニーズ中心の基礎研究でもベネフィットがコストをはるかに上回ることは十分有り得る。筆者もこの例を手本にソフトウェア分野の研究で世の中にも貢献し、かつ企業にも利益をもたらす明確な将来像を打ち立てることを要求され続けてきたが、10年で世の中の方が変わってしまった。

個人が携わっている個々の研究には色々なフェーズがあり、全体としてコストよりベネフィットが上回っていればいいとの考えもあろう。筆者個人に関しては、前半の15年の研究と後半の15年の研究とでバランスがとれればいいと考えている。精神的に一番いいのは、常にフェーズの違う研究を3本くらい持っており、基礎研究の醍醐味と実用化への喜びを同時に享受できる環境を作ることであるが、中々上手く行かない。研究そのものの質の高さ、成功の可能性、成功したときのインパクトの大きさ、緊急度などを正しく判断し、コストベネフィットを評価すべきであるが、それには高度な研究管理能力が要求される。大学と企業とは使

命も違うので一律に議論できないが、リーダの素質とふところの深さが重要である。

以下、個別の技術に関するコメントに答えさせて頂く。「知識ベース、定性推論の現状に対して、深い知識の記述に基づく推論技術は「急がば回れ」のアプローチであるが、コストがベネフィットを上回っている」、「階層化を行うには問題解決における使われ方を意識せざるを得ず、汎用的表現から離れてしまう」は穿った御指摘である。根本から解きほぐすというのは正道であるが、我々人間は一度は自分自身で、あるいは先人が、解きほぐした結果をコンパイルした知識を使うことが多い。これは事例ベース推論に近い。個別のコンパイル知識を専門家から獲得するのと、自力で根元から解きほぐすのとどちらが効率が良いかと言う問題であるが、残念ながら、現状ではどちらも困難であると言わざるを得ない。両方とも頑張るしかないのではなかろうか。階層化に関する先行理解の問題は、領域オントロジーの「部分全体」に関する議論と同じである。筆者の頭には階層化による理解は「機能理解」が中心にあり、そのように理解して行くことが十分一般であるような理解の仕方が存在するに違いないと言う経験から来る前提がある。

「因果理解、法則発見は興味深い話題ではあるが、産業界の実用化によるベネフィットを考えると企業の研究所では取り組みにくいテーマである」とのコメントはその通りだと思う。現在出来ることがあまりにも簡単なものに限定され過ぎており、メリットを享受できるレベルに至っていない。しかし、前者に関しては、いずれは「計算しないでも予測できる」に必要な技術になり得ると考えている。法則発見は残念ながら、既知の法則の再発見にとどまっている。ステップとしてはまず既知のものが再発見できることを確認してからと言うことになるが、どのような法則が分かれば有り難いかが明確ではない。すでに多くのことが分かっている物理の世界ではあまりこのような技術は有り難くないであろう。社会現象、心理現象などを対象に面白い展開が期待できるのではないかと予想している。一方、対象をモデル化するという観点に立てばシステム同定分野で、とくに、線形システムに関して、多くの成果が出ており、実用化されている。一般的な傾向であるが、人工知能の研究者は統計や制御理論に詳しくなく、これらの成果を十分咀嚼して、新しい展開を図るべきである。さもないと、同じことを不自然なやり方で追求してしまうことにもなりかねない。

「視覚的推論の計算機処理化の必要性」は幾何の問題を解くプログラムの動きを観察して痛感した。いく

ら視覚的塊(チャンク)の存在を予想しそれを学習できても、効率的な使い方ができなくては問題解決に役立たない。この研究には、人間が何を学習しているのかを追求することの他に、人間が効率的にできることを計算機も効率的に処理できれば、明示的理解の実現に近づくに違いないという思いがあった。しかし、情報処理アーキテクチャの違うものが同じ方式で情報を処理する必要はないと考える方が自然かもしれない。そもそも人間と計算機は違うのだから、それぞれがもっとも得意とする方法で解けばいい。アーキテクチャの違いを理解した上で、我々が理解しやすいように最後に処理結果を加工してくれればいい。しかし、このように考えたとしても、結局は、問題を最後に引き伸ばしにしているに過ぎないように思われる。

「機械学習の前提となる属性がそもそも元データにない場合が殆どである」というコメントに対してはお手上げである。機械学習は結局のところバイアスを用いた知識表現の再構築であるから、種となるものが存在しなければ無力である。理論的に出来ることは、所与の表現言語では解を得ることが出来ないことを反駁することくらいであろう。データマイニングの80%の労力はデータの準備にあると言われており、膨大なデータの中に必要な種は埋没しているとの前提に立っている。

### 3. 宮野氏のコメントに対して

宮野氏は御専門のゲノム情報分野が抱えている諸課題と筆者が言及した幾つかの課題とを対比させ、筆者のアプローチへの疑問と限界を指摘された。

定性理論に対する「膨大な遺伝子についての機能と挙動を明示的に理解できるようになるのは夢であって、物理現象や人工物を対象として培われて来た技術を適用するには、あまりにも生物の情報が不足し過ぎている。全体像を捉えるにはDNA配列以上のものは何も無い、必要なデータが近い将来得られる見通しもない」「この方向で明示的な理解が本当に得られるのであろうか」とのコメントは、実問題を抱えている研究者の切実な声と真摯に受け止めたい。

筆者のAIマップでは端的には「明示的理解=人工知能」となってしまうが、対象を理解したいという願望が先に立っており、本当に理解できるかどうかは分からない。多分、人間の認知、理解にとって自然な粒度が存在し、その粒度の範囲に押し込められれば理解できると感じるのではないかと思われる(これは想像であって根拠はない)。定性的推論、階層的理解などはその典型ではないかと考え手を染めたのであるが、現

実とのギャップはあまりにも大き過ぎると言うことである。

「遺伝子の制御構造のみならず生命を司っているものの中にある因果関係が明示的に理解できれば素晴らしい」とのコメントの裏には、方程式系を対象とする因果理解の理論は役に立たないとの意味が込められている。これはその通りである。しかし「熱力学を例にしたミクロの挙動とマクロの挙動の話を生体を分子レベルから固体レベルにかけて理解しようとする事に関連づけた議論」はもしかすれば脈が有るかもしれない。

自然科学はミクロレベルでの規則が分かればマクロレベルの現象を説明できるとの要素還元論に立脚して発展して来た。しかし、熱力学の例が示すように、ミクロとマクロのスケールが違い過ぎ（ $10^{23}$  のオーダー）、熱力学ではマクロレベルで閉じた体系が存在する。ここではミクロレベルの規則が仮に変わってもマクロレベルの記述に影響を与えない。このような理論を有効理論と言う。階層分離によって下の階層の詳細によらず上のレベルを記述する有効理論が存在することは、一見複雑に見える現象を理解するための有用な手掛かりになる。生体现象において空間、自由度、時間のスケールがミクロとマクロで分離可能であるならば、新しい有効理論が構築できる可能性がある。

「機械学習で重要なことは属性の帰納的構築であり、ここにブレークスルーが必要」との筆者の意見には賛同して頂いた。実際、UCIのデータに有名なMONK2と呼ばれるデータセットがある。属性が6つしかなく、各属性は高々3種類の値しかとらず、クラスも2種類しかない小さな分類問題であるが、これを通常の決定木やベイズの確率モデルで解くと30~50%程度の誤差がでてしまう。正解は属性のうち、2種類が最初の値をとっていけばクラス0、それ以外はクラス1というもので、「ある種の条件を満足する属性の数が重要である」という事実を発見できれば、これを新しい属性として、この属性1つできれいに分類できる。残念ながら、元の属性から数を数えることを発見することは現状では無理である。「数を数えると言う行為は人間にとって自然で重要である、従って、このような行為に目を向けてみる価値がある」と言うことは人間が帰納推論プログラムに最初に教えこまなければならない。ブレークスルーが必要であるが、この例のように、重要な視点を網羅した基本オペレータを多数準備してそれを種にして計算機に探索させること以外に解決策を思い付かない。

「パターン情報と意味情報のマッチングの限界」は定かではない。機械学習（計算機処理一般）はシンタッ

クス上のオペレーションであるから、パターンの一致がタスクにとって意味を持っていなければ根元から崩れてしまう。逆に言えばパターンの一致が意味の一致となるよう問題に応じたパターンが定義できれば見掛け上困らない。計算機自身が意味を理解したことにはならないが、意味が似ているものと似ていないものを区別することはできる。情報検索において「個人の興味」や「意味の似た文書」を表現する実験が多数実施されており、その有効性が報告されている。筆者の乏しい経験では、そこそこの精度を得るのは比較的簡単であるが、そこからさらに精度を向上させるのが非常に難しいとの印象を持っている。ゲノム情報の世界ではこの方法に頼るしかないとのことであるが、達成すべき精度との関連はどのようになっているのであろうか。このような手法は計算機の処理能力の飛躍的な向上に伴い、データマイニングの名の下に今後多くの分野で試みられるであろう。そして、いずれはどこまで可能かその限界が明らかになるであろう。

「法則発見はゲノム情報の分野ではすぐには役に立たないが、法則発見システムの成功の要因として挙げた知識の総動員は発見システムが持たねばならない特性である」の後半は筆者の実感である。人工知能研究に入る前の15年の研究が無駄ではなかったことを示している。

ゲノム情報との対比は結論から言えば、問題のむずかしさと課題とを再確認したに留まった「生命の明示的理解」は究極の目標であり、人類が最も知りたい未知の世界であろう。

#### 4. 片井氏のコメントに対して

片井氏のコメントは他のお二人のとは違い「そもそも出来ないことを高望みしているのではないか」との御指摘であると受け止めた。最近の研究状況を外から眺めていても氏のような立場の方が数多く見受けられ、新しい研究の潮流を感じ取ることができる。また、このようなコメントをする人がコメンテーターの中に一人はいることも執筆する段階から予想をすることが出来た。

冒頭に述べたように「明示的理解に魅せられて」は筆者の研究の姿であって、願望であり、どんなに難しい問題でも理解しようとする努力は放棄したくないと考える気持ちは変わらない。

「状況に埋めこまれること」で指摘されていることは明示化するのが難しい、あるいは出来ない、ことの典型である「スキルの獲得」と言われているものもこ

の一つであろう。口に出しては言えないが体では体得出来ているという知識をどう伝えるかと言う問題は知識獲得の研究としても面白い。熟練工に弟子入りして師匠の技を体得することに近いことをどのように計算機上で実現するかに関しては幾つかの研究がある。Behavioural Cloningと言われている研究分野で、オートパイロット、クレーンの操作などに関して具体的な成果が出ている。人工知能の研究としては真似が出来た後、具体的にどのような知識を使って操作しているのかを抽出するのが目的であり、定性推論や決定木などのよく知られた技術が使われている。そこでは操作を状況によって分節化することの自動化が主体である。「会話や行為の意味が文脈にインデックスされて既定される指標性と逆に文脈はこうして既定された意味の総体として成立するという文脈状況再帰性」は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という人工生命の仕組みに類似している。筆者の立場からは、問題は十分難しいことを認識した上で、整定する前の相互に影響しあう状態は理解の対象から外し、整定して文脈と意味が確定したものに限定するだけで十分である。このような相互作用の現象を忠実にシミュレーションできたとしても、それだけでは理解したことにはならないのではないだろうか。従って、違った理解の仕方を必ず試みることになるのではなからうか。

「記号の道具性と世界の複雑性」で述べられていることは、実世界は十分複雑であり、そこで成り立つ普遍則や構造を記号の世界にマップし記述することは不可能であるとの指摘である。これもその通りだと思う。しかし「数学や物理学といった理想化された世界を対象とする場合は大きな成果をもたらした」と書かれているように、実世界では無理でも、記述できる世界も存在している。筆者は記述できる世界で得た知見が実世界の理解に充分役に立っていると考えている。従って、記述できないから駄目と即決する必要はない。いい比喻ではないが、量子力学では観測が場を乱すことが知られている。だからといって、すべての観測にこのことをあてはめる必要はない。空間的、時間的スケールの違いにより、ニュートン力学では全く問題にならない。理解にとって本質的なことは、複雑なものをそのまま理解しようとするのではなく、本質を抑えながら理解できるところまで簡素化して行く能力であると思う。このようなアプローチがとれない問題領域も存在するであろうが、そのときは潔く諦めることにしたい。

筆者は昔原子炉の制御棒計画の最適化問題を解いたことがある。三次元核熱水力結合モデルと非線形計画

法を組合わせて大型計算機を一晩走らせて解を得ていた。使用した原子炉のモデルと最適化手法を個別には理解出来ても、求まった解がなぜ最適であるかを理解できなかった。理解するにはあまりにも多くのパラメータがあり過ぎた。2万点で表現した三次元空間を空間平均し、径方向の2点からなる超簡素化一次元モデルに落とし、二次元空間内の軌跡として最適解を解釈すれば見事にその性質を理解できた。これにより、他の運転法との違いも明らかになった。これは、複雑な現象を自分なりに理解できた少数ないいい例だと思っている。筆者の定性推論に対する最初の思い入れもこのような経験が強く影響していた。2万点を2点に縮約するような考えは定性推論でもあり、極限をとったり、0にしたりして挙動がどう変化するかを推論する方法がComparative studyとして提案されたが、その後新たな進展はないようである。

物理学では因果律は基本概念であり、場の量子論では因果律を元に粒子の存在を予測し、それが現に実測されている！十分複雑なシステムの動きを既定しているのは因果律ではなく、ある意味で愚然の巡り合わせとも言うべきもので、それは予測不可能で、因果律は事後的に起こったことへの納得にしか活用されない」との知見は創発システムの議論と類似している。筆者としては真偽は別にしても、現象の理解のために後づけであっても因果的な理解は有用であると確信している。「メタな視点から因果律に置き換え考え直すことによって、今後の対処法を論ずる」ことも一つの理解である。有効理論の世界で因果律が論じられれば通常理解には事足りる。我々がなぜ因果律にこだわるかとの問いに対し、「我々が1本道の時間概念を有しているから」との考えに筆者も同意する。筆者は電子回路を理解する際に、平衡状態の回路方程式の理解においてすら、配線の上を電流が流れて行く（実際は逆むきに電子が流れるのであるが）姿を想像する。結局、片井氏も述べられているように、因果律の介在を通じた理解は我々人間の認識の形式と密接に関連しているであろう。

「連続と離散」に関しては片井氏の奥深い研究に筆者はコメントを返す力を持ち合わせていない。機械学習は記号を対象として発展してきたので、連続値を持つ数値属性に対しては、離散化で対処してきた。アルゴリズム上の制約から離散化は必要不可欠であり、また結果の理解の点からも有用であるが、まだ多くの問題を抱えていることを指摘してするのが眼目であった。

## 5. お わ り に

明示的に理解したいと言うのは筆者の願望であって、森羅万象を理解可能であると述べているのではない。3人のコメンテーターのコメントからも伺えるように、我々が対象とする世界は実に複雑である。人類はそれに対して果敢に挑戦し、今日の近代科学を形成して来た。人工知能の研究もその一つである。複雑系、開放系と呼ばれる新しい潮流が、理解という課題に大きな挑戦状をつきつけている。100年後には理解ということの意味は変わっているのであろうか。非常に興味がある。