

人工知能における論理関数的コネクショニズムの善悪

角田達彦 田中英彦

{tsunoda,tanaka}@mtl.t.u-tokyo.ac.jp

東京大学工学部

1 人工知能の NN への期待

ニューロコンピュータと人工知能はともに、脳の持つ情報処理能力を工学的に実現することを目標にする。だが、前者は解析された個々の単純なニューロンを組み合わせで競合・協調により全体の処理を行なうのに対し、後者は記号処理、論理処理を精緻に行なうことが念頭に置かれた。また、ニューロコンピュータは当初、人工知能とはかなり独立に研究が行なわれ、生理学、神経解剖学、工学、心理学などの学際的領域であった。従って個々のニューロンの動作機構の研究がやや先立ち、その組合せによって様々な処理機能を具体化できることがわかった段になってようやく、近年の NN のブームが訪れたのである。

その能力は、人工知能のように必ずしもトップダウンに与えられた問題を解こうとした結果、見つかったわけではない。最初は素子の単体の能力が調べられ、次にそれを組み合わせた場合の変換能力や学習能力、準最適解探索能力などが数学的に、または物理学のアナロジを基に解明されてきた。その能力は驚くべきことに、人工知能では難問とされてきた画像認識や、準最適解を求められる TSP などが、一見すべて自動的に解けるようなツールとして認識されるに至った。しかし、複雑な記号処理、論理処理では、今まで具体的問題に直面してきた人工知能には及んでいない。

NN は勿論個々の素子の研究は今なお発展中だが、まずツールとして存在し、その使用方法によってどういう能力が出せるかという段階にあったのに対し、人工知能はまず問題ありき、それをどう解くかに視点があつた。つまり、一見並行線をたどっていたように見える両者は、実はうまい研究のすみわけを行っていたのである。近年になって、段々 NN の能力がより緻密に解明され、より複雑な応用問題を他の分野にトップダウン的に与えられることを望むようになった。一方、人工知能は NN を良質なツールとして使おうとする気運が高まっている。これからは両者はお互いに歩み寄るものと思われるが、使い方を間違えた場合の危険性を以下で説明する。

2 NN の応用例

近年の NN の工学的研究を簡単に列挙する [1]。

1. パターン変換: NETtalk、画像処理、音声認識、データ圧縮

2. 認知科学、人工知能: スキーマ、プロダクションシステム、自然言語処理、行動制御
3. 最適化問題: TSP、画像修復

パターン変換は三層 Perceptron 型で Back propagation を使い、入力と出力の関係を決定的に求めるものが多い。入力層と出力層に挟まれた隠れ層がポイントで、ここで学習による特徴抽出がうまく行なわれると、入出力変換がうまく学習される場合が多くなる。また、隠れ層のニューロン数を限定すると、うまく直交化して情報圧縮できるという研究もある。最適化問題は、相互結合型でエネルギーのようなものを定義し、各素子は全体のエネルギーを最小化するように競合・協調して状態を変化させていくというボルツマンマシンに、うまく問題を投影させてやった例である。認知科学と人工知能の分野では、NN を使ってできる問題の中に人工知能的なものがあったということから始まるが、スキーマ、プロダクションシステムなどのように、人工知能である程度研究が進んだものを表現し直したり、自然言語のように問題を個々に分割して解析的に解くことが難しい分野からの期待も寄せられている。昔の人工知能ではルールですべて記述していたので、記述量も増え、探索も難しく、特徴抽出や学習が難しい面があつたが、CBR、MBR、帰納推論などの研究が盛んになってきた現在、NN も一つの手段として有望視されている。しかし、その表現能力はまだ限られたもので、特に複雑な階層概念、再帰性、コントロールフロー能力の乏しさなどで問題も多々ある。この他、自然言語に対する応用例としては、Waltz らの高度並列パーザ [2] や、Rummelhart らの動詞の過去形の学習、Hanson らのネットワークによる文法学習など、多くの研究例がある [1]。

3 人工知能からの検証と展開

前章のように、情報処理、認知科学、人工知能の分野でも NN の活用がなされ始めているが、これを取りあえず2つに分類してみることは容易である。

1. 記号処理でもできることをやらせてみた
2. 記号処理では不可能、または非効率の

前者の利点は、コネクショニズムで表現すると並列性が出たり、軽い計算による探索に問題を変換できること、そして NN の枠組に問題自体を埋め込み、その発展を待てることに思われる。後者の利点は、パターン認識や準最適解探索問題のように、問題自体が記号処理に向いていなかったり、競合・協調の

枠組を備えている場合に非常に有利なことである。このように書くと、前者のアプローチは悪くて、後者が善いと考えてしまいがちだが、そうではないというのがこれからの論旨である。

人工知能で問題となっていることを NN で解かせようとする時、期待する点を簡単にまとめると、以下ようになる: 人間という好例、係数の学習、超並列性、リンクの解析の容易性(実は容易でない)、既にうまくいっている例(TSP、NETtalk等)、明示的にルールを書かないこと、数値表現性、統計処理性、素子の簡単さ等、沢山ある。

NN は確かに、本質的にこれらの能力を備えているが、その表現能力はあまりに plain なので、問題解決時にうまく変換してやらないといけない。まず、ここに第一の落とし穴が待ち構えている。例えば、ボルトマンマシンで TSP を解いた例は、最適化問題の非常にうまくできた好例だが、人工知能の立場からは不満が残るものと思われる。ネットワークはその問題に限り、大変で良い答えを示す。しかし、このままでは他の問題には適さず、単にパラメータを変えただけでも然りである。新しく重みパラメータをロードし直す必要が出てくる。

第二の落とし穴は、複雑な制御、階層的な概念がないことを正しく認識せず、ひたすらに能力を盲信してしまうことである。例えば、オセロやチェス等を例に考えてみる。盤面の状態全体を入力とし、次にどこに打つかを再び盤面の状態として出力させる。即ち、ゲームを完全にパターン変換で解決すれば、大変速い、学習能力の備わったゲームマシンになるという訳である。しかし、その隠れ層の必要なユニット数は爆発的になることがわかっており、その学習時間も無限に必要とするので、とても実用にならない[3]。人間は一部パターン変換でゲームをしていると言われることもあるが、実際にはかなりの部分は様々な思考によっているはずである。明白な筋道は反射としてパターン変換に特化していく部分もあるだろうが、それとかなり概念形成を行ない、長く思考を行なって技術を身につける時である。ここでの教訓は、様々な階層性を持ち、複雑な概念を含み得る入力、NN に単純に入力することは危険であり、場合によっては全く意味をなさないことも有り得ることである。人間がオセロゲームをする場合も、その場の局面に対する一次的パターン変換だけで解いているとは、到底思われない。隠れ層に情報抽出を期待することが難しくなってしまう。

更に、並列性のみに着目したり、パターン変換能力を論理関数の様に使ってしまうと、その場の目的は達せられるかも知れないが、学習性、学習方法等が見えなくなってしまう。これが第三の落とし穴である。これは非常にメタなレベルの問題であるので、うっかりしていると気がつかない。実際、著者も往々にして陥りがちである。抽象的な概念での Exclusive OR の様な関係を、NN 上にそのまま投影させてしまうのは危険である。意味ネットワークを投影し、その並列性に着目して高並列にパズルする Waltz らの研究[2]は、実に微妙なところである。語の多義性も、文中の他の単語によって制約を受け、マーカー伝搬によって並列に解消されていく点で、大変興味深く、実用的に思える。例えば、"The astronomer

married a star." という文を解釈させる例題が論文中にある。それぞれの句の品詞などが解析されると同時に、最初は "star" というのは「天文学者 = astronomer」に引きずられて「星」のノードが強く発火するが、「結婚する = marry」のノードから回り廻って「映画スター = movie-star」が強く発火される結果、「星」のノードは抑制される。このシミュレーション結果は人間の思考をよく表している様に見える、自然言語の問題にも踏み込んでいて、得るところが多い。このモデルの難点は、新しい概念をどう学習するかということ、そして無意識レベルで全ての自然言語処理がシンボリックに進んでいくことと思われる。ネットワークを最初から明示的に「興奮性結合」と「抑制性結合」に分けてリンクを張っていかなくてはならない。この学習が自動的になされるような機構が発見されれば、大変素晴らしいことと思われる。無意識レベルで自動的に処理される点は、「意識はどこにあるのか」に帰着してしまいそうなので難しいが、例えば論理的には Exclusive OR に変換できる問題を考えてみる。酸とアルカリの劇薬を独立に持ってくると危険だが、うまく混ぜてやれば中和してそれ程危険でなくなる例等、世の中に多くあるが、それらを人間は全て Back Propagation して学習した後、あつという間に無意識的に答えが出せるようになるのだろうか(完全なエキスパートになれば、やりかねないが)。また、「抑制性結合」が意味論的に何と対応するかも研究の余地がある。

4 展望

人工知能は認識を心の問題としてとらえ、記号処理に着目し、更に技術の問題として細分化してきた。一方、NN の研究は認識を脳の問題としてとらえ、処理速度、収束性等の技術の問題に着目してきた。この時点で両者が単純に歩み寄ると、コネクショニズムの部分的な点に着目して細部の記述を始めてしまい、メタなレベルの問題に立ち戻れない可能性がある。打破する方法としては、下のレベルから順に考えて、「NN に入力するパターンは適切に前処理を行ない、人間でも自然に処理が可能なものに限る」、「NN をモジュール化し、個々の特性を生かし、組み合わせる」、「NN より一つメタなレベルで問題定義を行なう」等が思いつくが、未だに模索中である。特定の NN の能力を盲信したり、問題を特化させないようにしたいと願っている。

参考文献

- [1] 麻生英樹. ニューラルネットワーク情報処理. 産業図書, 1988.
- [2] J.B. Pollack D.L. Waltz. Massively parallel parsing: A strongly interactive model of natural language interpretation. *COGNITIVE SCIENCE*, Vol. 9, pp. 51-74, 1985.
- [3] 中野馨(編). ニューロコンピューティングの基礎理論. 海文堂出版, 1990.