計算式で再現される人の「学び」について
— 人工知能に対する教育学的視点からの考察 —

Some Critical Remarks on “Learning” between Humans and Machines from a Pedagogical Point of View

石﨑 貴士
Takashi ISHIZAKI

A crucial concern for modern society is whether artificial intelligence, or AI, has become a blessing or a curse for humankind. Recently, AI has been improved for its “deep learning” and applied to various new fields. However, some people are concerned that AI will evolve to overtake human learning. Previously, this pressing issue called “singularity” has been dealt with widely, but somewhat technically. Therefore, this paper intends to make some critical remarks about this matter from three different perspectives; (1) the problem in biological plausibility, (2) the enigma of human learning, and (3) the goals of AI.

［キーワード］　人工知能，シンギュラリティ，ディープラーニング，生物学的妥当性

1. はじめに

近年「人工知能（AI)」というキーワードが盛んに取り沙汰されている。その背景には，処理の速度や精度の向上という意味において「絶えず学び続ける」という人工知能の特性があり，このまま行けばいずれは人工知能が人間の知を乗り越えてしまうのではないかという危機感や焦燥感がある。この「シンギュラリティ（技術的特異点)」をめぐる問題は，マスメディアでも盛んに取り沙汰されているが [1]，教育という研究のフィールドに身を置き，常に子どもたちの学びと向き合っている筆者としては，この人工知能が行っている行為を素直に「学び」と捉えることに

ついて些かの違和感を禁じ得ない。そこで本論では，工学系・情報系分野の最先端を行く，この「人工知能」に対し，教育という対極的な見地からの論考を試みたい。

2. 人工知能の「学び」

低スペックの電子計算機が，いくら同じ計算を繰り返しても計算速度の向上は望めないが，人工知能においては，その処理の速度や精度に向上が見られる。そして，それはしばしば「人工知能が絶えず学び続けているからだ」と表現される。この人工知能の「学び」を支えているのがディープラーニングであり，それを支えているのが多層構造のニューラルネットワークである。ニューラルネットワークとは，コンピュータ上にバーチャルに再現された神経細胞のネットワークのことであるが，そこで行われている処理について言えば，全てが計算によって支えられている（松尾 2015）。

例えば，このニューラルネットワークで行われている神経細胞間の結合強度の調整も計算によって為されている。具体的には，出力層の各神経細胞のユニットで生じた実際の出力値と正解である教師信号とのズレの程度をエラー（誤差）として算出し，そのエラーに応じて神経細胞間の結合強度の調整を行っていく。この手法は誤差逆伝播法（backpropagation）と呼ばれ，ニューラルネットワークでの処理を支える強力な学習アルゴリズムである[2]。

神経細胞間の結合強度を調整すると，それに応じてエラーの程度も変化していく。その軌跡をグラフにしたのがエラー曲線である。その調整の様子を，複雑なエラー曲線の上をビー玉が転がっていくイメージで捉えると，一番低い位置にある窪みにはまったところが，もっともエラーの少ないゴールとみなすことができる。そして，この窪みの位置は，その地点での曲線の傾斜（傾き）が０となることから曲線の導関数によって算出することができる。このアプローチは，勾配降下（gradient descent）と呼ばれる。

実際にはネットワークを構成する神経細胞のつなぎ目は複数存在するため，それら各々において結合強度の調整が行われなければならない。そのためエラー曲線は単純な二次元上の線ではなく，結合の数が増える

ほど次元の数も増えていくので，視覚的・直感的に把握するのが困難なぐらい複雑な地形（landscape）を構成することになる。しかし，どんなに次元の数が増えたとしても，ベクトルを構成する成分が増えるだけなので，この勾配降下を用いた学習アルゴリズムを適用することにおいて何ら支障はない。

このように，ディープラーニング（より具体的には神経細胞間の結合強度の調整）を行うための学習のアルゴリズムは，計算によって支えられていると言える。

3. 人工知能の学習における「虚構」

この勾配降下の学習アルゴリズムによって訓練されたネットワークの振る舞いは，私たち人間による実際の学習と酷似していることがコネクショニズムを支持する研究者たちによって報告されている [3]。しかし，生物学的な観点から見た場合，この人工知能の「学び」にはいくつかの「虚構」が潜んでいる。実は，この学習アルゴリズムを支える誤差逆伝播法自体が，そもそも「虚構」であると言える。このことは，しばしば「生物学的妥当性（biological plausibility）」として言及される（McLeod, Plunkett & Rolls 1998: 116-117）。

ニューラルネットワークにおける学習は，神経細胞間の結合強度の調整であるが，これは出力層の各神経細胞のユニットで生じた実際の出力値と教師信号との間のエラーの程度をもとに計算が行われている。しかし，人間の脳の神経細胞は，神経細胞間の結合強度の調整を計算に頼って行っているわけではない。なぜなら，神経細胞の軸索は，その先端から神経伝達物質を放出し，樹状突起に形成されるシナプス後部に向かって一方的に情報を伝えるのみであり，そこには情報を受け取るシステムが存在しないからである。つまり，神経細胞である各出力ユニットには，教師信号を認識し，それとの誤差を算出して，その結果を他の（特に隠れ層を形成している）神経細胞に遡って伝えるというような結合強度の調整に反映させるシステム自体が存在しないのである [4]。

また，生物学的な観点から見ると，学習によって神経細胞間の結合強度が変化するシナプスの「可塑性」についても，単一基準のアルゴリズムでは解釈できないことがわかる。人間の脳の神経細胞では，軸索の先

端に形成されるシナプス前部から放出される神経伝達物質の量，樹状突起に形成されるシナプス後部の表面積，そしてシナプス後部に存在する受容体の密度など複数の要因によって結合強度の調整が行われている（立山 2015)。それらのいずれもが単独でも結合強度を調整できるポテンシャルを持ちながらも，あえて相互補完的に作用することによってシナプスの可塑性を支えているのである。

このように人の学びは，多様性によって支えられている [5]。そして，このことは生命そのものを支える意味においても（つまり、常に予測不能な環境への適応が求められているという意味においても）きわめて重要な要素であると思われる。しかし，そのメカニズムについては未だ明らかになっていない部分も多い。そのため，その未解明の部分を，いわゆる計算によって丸めこんでいるとも言える。

４．学びのメカニズムをめぐる謎

それでは，私たちは，一体どのようにして，この「学び」という「情報処理」（に該当する行為）を「計算」という手法を適用することなく可能にしているのだろうか。この問題について考える際，粘菌による学習が１つのヒントを与えてくれるかもしれない。

中垣（2010）は，単細胞生物である粘菌が複雑な迷路を最短ルートで解く「情報処理」能力について報告している。その情報処理のシステムは，逆説的な意味での効率化とも言える。まず，箱の中に迷路を作り，迷路全体が一匹の粘菌によって満たされた状態にしてから,餌の小塊を,その迷路の２か所に配置する。すると，粘菌は，餌がない行き止まりの経路から体を引き上げていき２つの餌場をつなぐ経路のみが残り，これらのうち長いものは痩せ細って切れてしまい，ついには消滅して，最後には２つの餌場をつなぐ１本の経路のみが残る。そして，しばしばそれは最短だった。このことから中垣は，粘菌に迷路の最短経路を求める能力があると結論づけた [6]。

もし，これを人為的な「計算」によって再現しようとしたなら，複雑な計算式が必要となるであろう。しかし，このようなレベルの情報処理を，粘菌は計算に頼ることなく行っている。中垣は，脳や神経を持たない粘菌のような単細胞生物の場合，体が脳的な活動をするとして「身体

運動が情報処理を担う」と表現し，その論拠として生命の進化の歴史を取り上げて，神経系を備えた生物種が出現する前にも生き物は存在しており，それらの生き物は神経に頼らずに情報処理をしていたはずだと主張している[7]。

このように人（に限らず生き物）が，日々の営みの中で当たり前に行っていることの中には，まさに「生命の神秘」と呼べるような謎も多い。酵素による触媒反応についても，同様のメタファーで語ることが可能である。

酵素が人間の体内で果たしている機能を，仮に人為的に再現しようとしたなら，巨大なプラントが必要になる。しかも，通常，実験室で化学反応を起こそうとする場合は，ヒーターやバーナーで加熱したりするが，酵素による触媒反応は人間（生物）の体内で起こるため，常温（体温）で為されなければならない。また，体内での反応という制約から pH（水素イオン濃度指数）についても，反応を引き起こすために強い酸や塩基を加えることなく中性の状態で為され，しかも何百種類もの化学反応が同時に秩序を持って整然と行われている。このようなことは到底，化学者には真似できない[8]。

しかも，この酵素による触媒作用については，そのメカニズムの詳細が未だ明らかになっていない。確かに DNA の解明は進んでいるが，それによって解読されるのはアミノ酸の配列順序であり，現在のところアミノ酸の配列順序から，それが酵素であるのか，酵素だとしたらどのような基質特異性と触媒活性を備えているのかまではわからない[9]。

加えて，酵素については，その起源についても謎が多い。地球が誕生したのが今から約 45 億年前，原始の海ができたのが約 40 億年前と推定されており，そこに生命が現れたのが約 38 億年前と言われている。藤本（1996）によれば，この原始生命体の中で，酵素は，ほぼ今と同じ形で存在し，本質的には変化していないと言う。原始の海ができてから 5 億年も経たないうちに，酵素が，ほぼ今と同じ形で完成されていたということは驚きに値する。原始生命体の誕生から真核生物の出現までに約 20 億年，陸上生物が出現するには 30 数億年かかっていることを考えると，酵素完成までに要した時間は信じられないほど短い。この謎については，完成された酵素を持つ生命体が別の天体からやって来たのではな

いかと主張する科学者もいるくらいで，DNA の二重らせん構造の発見者フランシス・クリックもその一人であるという[10]。

もしかしたら，人間の「学び」を支えるメカニズムについても，粘菌や酵素のように現在の我々の人智を超えた「生命の神秘」のメカニズムによって驚くほど単純なシステムで一足飛びに行われているのかもしれない。

5. 人工知能が抱える「矛盾」

私たちの科学の歴史は，この「生命の神秘」に対する挑戦の歴史とも言える。「生命の神秘」のメカニズムの解明こそが真に科学の目的なのかもしれない。しかし、人間が人間の学びを完全に再現しようとしたなら，哲学的な問題に直面する。それは，つまり人工知能による人間の学びの再現は，それが完全に実現された時点で矛盾する宿命にあるということである。なぜなら，人間の学びの「目的」は，人間の学びの「再現」ではないため，人間によって人為的に再現された学びは，それが完全に自律した時点で目的を見失ってしまうことになるからである。

結局，自らのクローンを生み出すという行為は，単なる人間の欲望の具現化に過ぎないのではないか。私たちは，人工知能をせいぜい学習という行為のシミュレーションとして活用するにとどめておくべきであって，自らの持つ知性との同一視は禁物であろう。

6. 結語

人間（に限らず生き物）の「学び」の目的は，究極的には生命の維持にある。そのために，私たちは常に五感を働かせて情報を収集し，環境との適応をはかってきた。しかし，今，私たちは一日のうちの意識の大半を液晶画面に向けている。情報の大半を液晶画面から得ている。

高度情報化社会と呼ばれて久しいが，最近では片時もスマホを手放せない若者たちも多いと聞く。幼児でさえ，タブレットの画面に指を走らせている。本来なら，その指を使って，砂場の砂の感触が季節によって違っていたり，ダンゴムシが触られるとくるくるっと丸くなったり，驚きと発見を繰り返すことによって自らの内側に世界を形成していく大切な時間であるはずなのに。

人工知能に対する対抗意識を燃やすよりも，私たち人間は，原点に立ち返り，自らの「学び」の意義を見つめなおす時期に来ているのではないだろうか。

注

1　Kurzweil (2005) は，コンピュータの演算能力の観点から，2030 年代の当初には人工知能が人間の知能と同等のレベルに達し，2045 年にはシンギュラリティに至るだろうと予測している。そのためシンギュラリティは「2045 年問題」とも呼ばれている。

2　但し，多層構造のニューラルネットワークであるディープラーニングでは，隠れ層の階層を増やしていくと末端に行くほど誤差逆伝播法がうまく機能しなくなる「消滅する勾配問題（vanishing gradient problem）」が指摘されており，この弱点を克服するための「自己符号化器（autoencoder）」などのアルゴリズムも提案されている（岡谷 2015）。なお，ここでのネットワークの学習に関する記述は，McLeod, Plunkett & Rolls (1998) を参照している。

3　例えばPlunkett, et al. (1992) では，母語習得において2歳の終わり頃に多くの幼児で観察される語彙サイズの爆発的な増大を，このようなネットワークのシミュレーションによって再現できると報告している。

4　この生物学的妥当性から誤差逆伝播法を疑問視する研究者たちは，その代案として局所的な学習ルールによる結合強度の調整を提唱している。例えば立山（2015）は，局所的な学習ルールであるヘッブ型と整調型の相互作用による結合強度の調整を提案している豊泉たちの研究（Toyoizumi, Kaneko, Stryker & Miller 2014）を紹介している。

5　例えば，数値に換算すると同じ結合強度になるとしても，実際には相互補完的な作用の結果であるため，それを構成している複数の要因が係わっている比率を考慮した場合，幾通りものバリエーションが考えられる。そのような意味において多様性を主張できる。

6　ここでの粘菌が迷路を解く実験の記述は，中垣（2010: 65-66）を参照した。

7　この「生き物が神経に頼らず身体運動により情報処理を行っている」という主張については，中垣（2010: 40）を参照した。

8　これらの酵素による触媒反応の記述については藤本（1996: 15-16）を参照

した。

9　酵素のメカニズムの解明と DNA 情報の解読との関係については，藤本（1996: 36）を参照した。

10　酵素の起源については，藤本（1996: 175-177）を参照した。

参考文献

藤本大三郎（1996）『酵素反応のしくみ：現代化学の最大の謎をさぐる』，講談社.

Kurzweil, R.（2005）*The Singularity is Near: When Humans Transcend Biology*. New York: Viking Adult.（井上健，小野木明恵，野中香方子，福田実（訳）（2007）『ポスト・ヒューマン誕生：コンピュータが人類の知性を超えるとき』，日本放送出版協会）

松尾豊（2015）『人工知能は人間を超えるか：ディープラーニングの先にあるもの』，KADOKAWA.

McLeod, P., Plunkett, K. & Rolls, E. T.（1998）*Introduction to Connectionist Modeling of Cognitive Processes*. Oxford: Oxford University Press.（深谷澄男（監訳）(2005).『認知過程のコネクショニスト・モデル』，北樹出版）

中垣俊之（2010）『粘菌：その驚くべき知性』，PHP 研究所.

岡谷貴之（2015）『深層学習（機械学習プロフェッショナルシリーズ）』，講談社.

Plunkett, K., Sinha, C., Muller, M. F. & Strandsby, O.（1992）Symbol grounding or the emergence of symbols?: Vocabulary growth in children and a connectionist net. *Connection Science*, 4, 293-312.

立山晃（2015）「研究最前線：脳が学習する基本法則を導き出す」，『理研ニュース』，No.405，6-9.

Toyoizumi, T., Kaneko, M., Stryker, M. P. & Miller, K. D.（2014）Modeling the dynamic interaction of Hebbian and homeostatic plasticity. *Neuron*, 84, 497-510.