

# 調停プロセスとしての学習モデル

太田 宏之<sup>1</sup>, 郡司ペギオ幸夫<sup>1</sup>

神戸大学大学院自然科学研究科

本稿では、追加学習の不可能性についての考察を行い、既存の内部表現と未知の事象との調停を行う学習モデルの素案を示す。

## 1 分散表現

脳では多くのニューロンの並列的で連鎖的な発火が観察されている。この事実から、人工的なニューラルネットワークを用いた脳の理論的研究において分散表現が使われる事が多い。しかし、期待に反して分散表現という概念を用いる事で、脳の学習のモデル化は逆に困難になってしまう。なぜなら、分散表現という概念は、学習とは外界の一つの事象を一つの分散表現によって表現される内部状態に変換する操作である、という錯覚を我々に与えてしまうからである。

## 2 追加学習の不可能性

確かに、直観的には学習個体において外界の事象は内部状態に変換されているように思える。しかし、例えば Elman-net に代表される Recurrent Neural Network (RNN) における BackPropagation Through Time (Williams and Zipser, 1990) のように、一般的な学習モデルでは、その形式化された変換操作自体は固定的であり、外界と内部の関係はただ一個に固定されてしまう。そのため、変換操作に含み込めないような想定外の事象には対応できない。

例えば、その想定外の事象とは、追加学習における、新しい入出力列である。追加学習とは、過去に学習した入出力を実現する内部表現を可能な限り維持しつつ、新たに与えられた入出力が実現できるように内部表現を更新する事である。しかし、新しい入出力列を既存の内部表現のどの位置に対応させればよいかは、不明である。そのため、新しい入出力列に関する情報を事前に知り得ない変換操作は、既存の内部表現を不用意に上書きしてしまう。その事情を次節で説明する。

### 2.1 実現問題から見た追加学習

観測された時系列データから内部表現への変換を形式化したものの一つに「実現問題」がある。元来、実現問題とは線形システム分野で定義されたものだが、その対象を非線形システムに拡張すべく、Arbib らによって順序機械表現およびカテゴリー表現で形式化されている (Arbib and Manes, 1975)。

その形式化された実現問題によれば、内部表現 (例えば Moore 型順序機械の状態遷移関数及び出力関数) を構築するためには、全ての入出力列に対して、その前提とする初期状態が必ず判明している必要がある。これは環境に対して限定的な知識しか得られない学習個体にとって、不可能な前提である。つまり、学習を単純な変換操作として捉えると、学習とは原理的には実現不可能なものとなる。

しかし、その不可能性は、非追加学習課題では、初期状態を適当に取っても不都合が無い場合表面化しないが、都度新しい入出力列が与えられる追加学習課題においては顕在化してしまう。もしも、新しい入出力列に対応する初期状態が判明しないまま適当な初期状態を取って、新しい入出力列にあわせて内部表現を更新してしまうならば、当然、既存の内部表現は上書きされて、それまで実現していた入出力パターンは破壊される。

一般に、追加学習とは可塑性と安定性のトレードオフ問題として認識されている。しかし、追加学習とは単に、新しい事象と既存の内部表現のどちらを優先すべきか、というレベルの問題ではなく、未知の事象を受け入れる際に情報の不足がある事を指摘しているのであって、学習モデルそのものの構成の仕方ヒントを与えてくれる問題である。

### 3 変換操作から調停プロセスへ

問題は、外部事象から内部状態への変換操作である。既存の内部表現を維持しつつ外部性に関われた学習を行うためには、既存の内部表現を外界の事象に合わせて全面的に書き換えるのではなく、内部表現の変え方(変換操作)自体が、既存の内部表現自体と調整される必要がある。本稿では、そのような既に獲得された内部表現によって変換方法自体が変化するプロセスを negotiation process(調停プロセス)と呼ぶことにする。

negotiation process を RNN を題材にして説明する。通常、RNN の context layer は、次状態を決定するためにのみ使用されており、そこに表現される context は変換操作の codomain に過ぎず常に上書きの対象となっている。しかし、context とはその network 自体が、現在の外界の状況をどのように捉えているか、という情報でもある。もし内部表現側の都合を反映しようとするならば、その context を変換操作そのものに介入させるべきであろう。つまり、例えば RNN における negotiation process とは、既存の context を学習則そのものに影響を与えるものとして定義する、ということである。

#### 3.1 内部プロセスの並列性・潜在性

上述のように内部表現を外部事象の完全な同型としてモデル化せず、内部表現がその同型射(変換操作)自体に介入する余地を残すためには、内部表現内に冗長で潜在的なプロセスの存在を考えなくてはならない。

そこで参考になるのが、Bergson と Brooks の考え方である。Bergson は、既存の哲学が「存在」-「観念」という同型射に固執しすぎているとして、時間的に持続した記憶の並列的な想起と収縮によって運動・精神を捉えなおした。とりわけ参考になるのが、様々なレベルに集約された記憶という概念と、そのような記憶が並列的に持続し、かつ現実からの作用によって想起され、と同時に現実へ作用するために収縮(reduction)する、という描像である。また、Brooks は、既存の人工知能研究が、外部事象を記号的表象に変換する事に固執し、逆に運動を設計する事が困難となってしまう事を指摘した。彼は、記号的表象への変換操作にこだわらず、反射のような単純なモジュールを重層的に用意し、それらの競合関係によって高度な運動・知性が表現できないかを試みた。

それらに共通するのは、素朴に内部に外界の事象の表象を仮定するのではなく、内部に存在する並列的なプロセスによって運動・精神を捉えようという考え方である。その観点は、実は神経系のモデル化に対して非常に有効ではないだろうか。ここで読者は、このように思うかもしれない、すなわち「ニューラルネットワークという研究分野は、そもそも分散並列処理を志向していたのではなかったか?」。しかし、実際のところ、冒頭に述べたように、外部事象を分散表現によって表現される表象へ変換する方法が主に議論されており、本来検討されるべき並列処理的なアプローチは、固定的な変換操作によって構成されるネットワークを単位としたモジュールを階層化させた屋上屋のような形として実現されてしまう。神経系の学習のモデル化にはより原始的なアプローチがあり得るのではないだろうか。

### 3.2 並行的な神経経路

動物の神経系には、多数の感覚細胞から多数の運動細胞へ至る並行的な神経経路が存在し、それらの経路間では抑制性結合による競合が発生している。まず、そこから運動や学習を再度考え直せないだろうか。

例えば、キンギョの後脳には左右の聴触覚系から接続された一対のマウスナー細胞があり、それぞれのマウスナー細胞は反体側の筋肉を収縮させる運動神経に接続されている (Zottile and Faber, 2000; Oda et al., 1998)。マウスナー細胞は、大きな入力(音)を受けると発火し、音と反対側に大きく体を転回させる役割を持つ。また、そのマウスナー細胞間に相互の抑制性の結合が存在することによって、ほとんど同時に左右の聴触覚系から感覚入力があった場合においても、最終的に一方の経路のみが活性化して運動細胞へその発火を伝達できる。さらに同様な例は、様々な運動器官で見られる。

つまり、原初的な運動とは、複数の感覚入力による複数の神経経路の同時並行的な活性化と、抑制性結合による競合過程で生き残った経路の出力である、と言える。

### 3.3 競合の調整としての学習

上述のように運動とは神経経路間の競合の結果である、という観点に立った場合、学習とは、その時の状況において、どの経路が生き残るべきかもしくは生き残るべきではないかを調整するプロセスとして捉える事ができる。ただし、その調整方法は一意には成り得ない。なぜなら、その状況そのものが、過去の運動そのものの歴史によって推測されざるを得ないためである。このことは、神経経路間の競合関係が静的に決まるのではなく、その推測によって変化してしまう事も意味している。まずは、順を追って並列的な経路間の競合関係の調整としての学習がどのように進められ得るか見ていく。

### 3.4 局所的な抑制と潜在していた経路の顕在化

まず、どの経路が生き残るべきでないかを決定するには、痛み刺激などと同期して発火している経路を特定すればよい。なぜなら、痛み刺激と同期して発火している経路は、誤った行動を生成した可能性が高いからである。(逆も同様に快刺激などと同期して発火している経路を特定すればよい。)

そのように、生き残るべきでない神経経路が特定された上で、その経路に対して抑制性結合が張られれば、以後その経路は競合に負けることとなり、他の経路が試行され得る。つまり、局所的な抑制を掛けることで、潜在していた経路を実際の運動の場面に顕在化させる事につながり、未知の環境に対しても、その潜在的な経路が適していないかを試せることになる。

### 3.5 推測される抑制条件=context

問題は、上述の痛みと共に活性化していた経路を抑制する条件（つまり抑制性結合の前シナプスニューロン）である。

実現問題のように、観測された入出力列の前提とする初期状態が分かっているならば、その条件は簡単に決定できるであろうが、未知環境では、残念ながらそのような情報は得られないため、抑制条件をネットワークの中にある情報を用いて推測・構築せざるを得ない。ネットワークには、入力から出力に至る並列的な経路しか無いとすると、使用可能な情報は、過去の経路の活性のみである。つまり、過去の運動の履歴のみで抑制条件を推測・構築する必要がある。本稿では、推測される抑制条件を context と呼ぶことにする。

ここで重要なのは、context によって外界の事象の内部表現への反映のさせ方（抑制性結合の前ニューロンと後ニューロン）が変化する点である。通常の RNN では、context(前状態) は単に次状態を決定するためだけに利用され、学習時には他の内部表現（例えば状態層から出力層へのシナプス結合で表現される出力関数）と同様に上書きの対象となる。つまりその場合、context は静的な変換関数の codomain に過ぎない。しかし、context 自体が抑制性結合の前ニューロンとして変換操作（学習規則）に影響を及ぼすことで、既存の内部表現に合わせて、新しい入出力列を受け入れる事が可能となる。

なお、筆者らは既にそのようなアイデアに基づいて、追加学習を行う初歩的な RNN モデルを提案している (Ohta and Gunji, 2006)。

## 4 これからの展望

筆者らの提案したモデルでは、前 step に活性化していた経路を context とし、その経路から pre-synaptic inhibition を用いて、誤った出力を行った経路を抑制する事で、既存の内部表現と与えられた入出力との negotiation を行った。しかし、一つ前の運動だけを context とするには、環境がマルコフ的である事、および、評価が連続的に与えられる事が必要である。よりもっともらしいモデルとするために、context を重層的に構築する方法が必要である。

なお既に、評価が間欠的な環境における学習モデルとして、強化学習が提案されている (Sutton and Barto, 1998)。しかし、強化学習では、評価の時点から遡って最新の評価を満足させるべく内部表現 (action-value) を上書きしてしまい、環境が変わると過去に獲得した行動規則は破壊される。これまでの議論と同様に、評価を予測する根拠となる context 自体にも並列性・冗長性が必要だろう。

筆者らは、その重層的な context を構築するにあたって、Bergson の「多様なレベルで集約された記憶」、というアイデアが役立つと考えている。Deleuze の読解によれば、その集約された記憶とは、未来を予測するための記憶である。つまり、本研究の文脈で考えれば、その集約された記憶とは、現実の平面にある運動

すなわち、感覚入力から運動出力に至る並列的な神経経路の長期間に渡る活性パターンを集約して、逆にそれらを励起・抑制する役割に特化した神経経路ではないか、と考えられる。そのような神経経路を考えれば、context が重層的に構築でき、環境の評価の間欠性に対して有効に成り得ないだろうか。

さらに言えば、そのような様々な期間 (duration) によって集約された context は創発性に関係があると言えないだろうか。期間を持った context は、評価が間欠的であるが故に評価と無関係に蓄積されざるを得ない。創発的な行動の生成とは、そのような環境とのインタラクション (評価) と一見無関係な可でも不可でもない潜在的な記憶が、評価の合間を縫って漏れ出て来ることがきっかけで起こりえるのではないだろうか。

## Bibliography

- Arbib, M. A., Manes, E. G., 1975. Adjoint machines, state-behavior machines, and duality. *Journal of Pure and Applied Algebra* 6, 313–344.
- Oda, Y., Kawasaki, K., Morita, M., Korn, H., Matsui, H., 1998. Inhibitory long-term potentiation underlies auditory conditioning of goldfish escape behaviour. *Nature* 394, 182–185.
- Ohta, H., Gunji, Y., 2006. Recurrent neural network architecture for incremental learning with pre-synaptic inhibition, Submitted to *Neural Networks*.
- Sutton, R. S., Barto, A. G., 1998. *Reinforcement Learning*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Williams, R. J., Zipser, D., 1990. Gradient-based learning algorithms for recurrent connectionist networks. In: Chauvin, Y., Rumelhart, D. E. (Eds.), *Back-propagation: Theory, Architectures, and Applications*. Erlbaum, Hillsdale, NJ.
- Zottile, S. J., Faber, D. S., 2000. The mauthner cell: What has it taught us. *The Neuroscientist* 6, 25–37.