

題目：随想として——脳が計算する「こころ、感情、社会知性」

中原裕之

Hiroyuki Nakahara

理化学研究所 脳科学総合研究センター 理論統合脳科学研究チーム [〒351-0198 埼玉県和光市広沢 2-1]

**Laboratory for Integrated Theoretical Neuroscience, Riken Brain Research Institute,
2-1 Hirosawa, Wako City, Saitama 351-0198, Japan**

はじめに——こころと脳

私たち人間は、いつか、「こころ」を理解できるようになるのか、こころは脳の働きから理解できるのか——多様な議論があることが脳裏に去来する。脳科学はどこまで進んだのか、こころの脳理解はどこまで来たのか、と聞かれれば、かなりの進歩をしてきたと私は自信をもって答える。一方、これから先に目をやれば、まだまだゴールは遠い。残念ながら願うほどには進んでいないとも言える。いずれにせよ、理化学研究所脳科学総合研究センター（以下、「理研脳センター」）設立 20 周年が近い。ここでは、私が関わりのあった脳科学の進展を簡潔に振り返りつつ、未来について私見を大胆に語ってみたい。話を早めるために、ここからは「心」と書くことにする。

報酬から学習する脳と、その意思決定プロセス

理研脳センターの設立 20 周年と期を同じくして、報酬予測にもとづく意思決定と学習の脳機能についての理解が大きく進展した¹。この意思決定と学習の重要ポイントを簡単にまとめよう²。第一に、未来の予測と学習が意思決定の本質的要素であること。たとえば、朝食に何を食べるか、どの服を着るか、職場の会議で何を言うかなど、私たちの日常生活が意思決定の連続であることは、自明であろう。そして、そういった意思決定は未来に影響を与える。裏を返せば、未来予測が意思決定の際には働く。経験から未来予測を学習でき、それを意思決定に生かせることが大切である。意思決定とは、環境に適応して行動を選択することであり、経験から予測を修正する、つまり学習することが、適応的な意思決定を可能にする。第二に、未来の予測においても、また行動を選択する目的としても、報酬（“自分が得るもの”）はヒトや動物にとって原初的な動機であること。報酬予測は、行動の動機の土台であり、後述するように情動なども深く関係する。第三に、この報酬予測にもとづく学習と意思決定の脳機能理解が、脳の計算理論の理解によって発展したこと。その基盤となったのが、強化学習理論（reinforcement learning theory）である。

では、脳の強化学習の骨子を簡単にまとめた上で、関連する主要な脳部位にも触れてみよう。まず、強化学習の基本的な考え方は、ヒトは与えられた「状態」を入力して「報酬予測」を形成するというものである。その報酬予測にもとづいて確率的な「行動選択」を計算し、実際の行動を選択（「実選択」）すれば、それにより実際に報酬が与えられる（「実報酬」）。この実報酬は、予測した報酬（「予測報酬」）どおりかもしれないし、裏切られるかもしれない。そこで、ヒトは「報酬予測誤差＝実報酬－予測報酬」を学習信号として使うことで、「報酬予測」と「行動選択」を準備する脳計算機の性能を向上させる。つまり、経験を積み重ねれば積むほど、適切な報酬予測と行動選択が可能になってくる。ここに挙げた脳計算の主要変数が強化学習の骨子であると考えてよい。ただ省略したこともある。たとえば、時間差のある報酬に対してどうするのか、異なる時間で来る報酬の和をどのように考えるかなど、さまざまな重要なトピックスには触れていない。また、外界の環境を学習することで、この予測と選択をより優れたものにできるはずだとする考え方もあり、上述の考え方がモデルフリーと呼ばれるのに対して、これはモデルベースと呼ばれる。環境を学習する内部モデルという視点は特に重要であり、後述する社会性の議論でも他者の心のモデルという視点について論じる。なお、報酬予測は価値とも呼ばれ、これらの研究は価値意思決定の研究あるいは神経経済学とも称されている³⁻⁵。

強化学習に関連する脳部位は多岐にわたるが、そのあらまはは次の通りである。脳の多くの領野が、強化学習の学習信号の役割を担っていると考えられている中脳ドーパミン神経細胞の投射を受ける。たとえば、意思決定に関わる主たる皮質下領域には、大脳基底核回路（線条体、側座核、黒質網様部、淡蒼球など）や中脳ドーパミン領域（黒質緻密部、腹側被蓋野）および扁桃核がある。大脳基底核回路は運動の遂行やスキルの形成にも重要である^{6,7}。その他にも、報酬の欠如と嫌悪刺激に関連する手網外側核、報酬価値に関連する視床下部、運動出力に関連する上丘と脚橋被蓋核、およびセロトニンニューロンを含む背側縫線核がある。海馬は経験から記憶の形成を支援する。主たる皮質領域は前頭前皮質および頭頂皮質、特に背外側前頭前皮質、内側前頭皮質（前帯状皮質を含む）、眼窩前頭皮質である。特に腹側内側部前頭前皮質は最終的に選択される価値をコード化するのに重要である。

脳の計算とは何か

脳の計算とは何であろうか。私たちの行動は脳活動を主体に生み出されている。もちろん、遺伝子・分子などのマイクロなものから、脳活動の基盤となる神経回路、よりマクロには身体や外界の状況など、多様な要素も関係する。この脳活動は、行動のみならず、その根底にある知覚・認知・運動から、情動・感情、そして心までをも生み出す。これら諸機能を実現するのが脳の情報処理、つまり「脳の計算」である。

では、脳の情報処理を理解するにはどうすればよいのか。それにはデビッド・マー (David Marr) の「3つのレベル」という視点が非常に有用である^{8,9}。このレベルとは、1. 計算理論 (何を・なぜ・制約条件・実行可能な方略の論理)、2. 表現とアルゴリズム (入力と出力の表現は何か、その変換のためのアルゴリズムは何か)、3. ハードウェアによる実現、の3つである。なお、この3つのレベルは、何も脳の情報処理理解に限った話ではない、あらゆる「モノ」の情報処理、たとえばコンピュータや携帯電話などにおいても、その情報処理を理解するには必要になってくる。強化学習あるいは意思決定と学習の脳研究の稀にみる近年の発展は、この3つのレベルの研究が平行して、かつ相互に刺激を与えながら発展を遂げていることに支えられている。

この3つのレベルはそれぞれ重要で、互いに依存しながらも独立した関係 (inter-dependent relationship) にあり、レベル間には不定性がある。たとえば、CPUやハードディスクが搭載された「モノ」としてのパソコンを知っていることと、その情報処理 (計算) を理解することは同じではない。また、ある情報処理を実現するための表現とアルゴリズムは一般に複数存在し、あるアルゴリズムを実現するためのハードウェアも必ずしも一つに定まらない。同時に、それぞれのレベルの理解は相補的な関係にある。たとえば、情報処理を物理的実体として実現するには、その情報処理の目的を知るだけでは不十分で、それが表現され、アルゴリズムとして実現可能であり、物理的実体として実装できる必要がある。脳の情報処理=脳の計算を理解しようとするときに、特に注意したいのは、「計算理論」と「表現とアルゴリズム」という視点である。脳という複雑な振舞いをするハードウェアを前にしたとき、これらの視点はしばしば後回しにされがちである。しかし、ハードウェアが分かっても、それが表現するアルゴリズムは必ずしも分かるとは限らない。そして、表現やアルゴリズムの理解から、その情報処理の目的の理解に至るには、もう一段深いレベルの理解が必要である。脳の計算の研究が重要というとき、著者はこの「深い理解」を強調しているのである。もう一つ、脳の働きを脳計算の具体性として追求していることも大切な点である。脳の場合 A が X をするとか、 $A \rightarrow B$ の働きがあるなどといった、ややハードウェアよりの言明を越えて、計算理論および表現とアルゴリズムの両方を含む情報処理の計算として、実際の脳の働きを理解しようとする、脳計算としての具体性を強調しているのである。

動機から心に、そして情動・感情・気分へ

強化学習の脳計算理解の視座からの射程は遠い。その展望を見ていこう。

報酬予測は、動機 (motivation) および動機づけられた行動 (motivated behavior) との関連が深い。動機とはそもそも行動が起きる機序のことであり、行動を説明する「理論的

架設」(theoretical construct)として考えられたことを出発点とする。報酬予測は動機的主要因素である。つまり、強化学習の脳計算理解は、動機が行動選択の脳計算にいかにか埋め込まれるかという理解につながる。さらに、動機が学習を介して適応的行動を生み出すことの理解にもつながる。

さらに、強化学習の脳計算理解は、脳計算によって心の動きを理解する大きな一歩である、というのが著者の見解である。ここではインサイドアウト (inside out : 裏返し) の視点が大切だと思う。心が何かという総体的理解ではなく、原型理解を考えよう。ヴィトゲンスタインが「椅子」の定義はないと喝破し、認知科学でロッシュが概念に関する原型(prototype)という見方を提案したことを思い出してもらいたい。総体はさておいても、原型を理解することから多大なことが見えてくるはずである。その意味で、強化学習の脳計算は、心の原型を、脳計算のレベルで具体化している。外界の情報にもとづく予期に始まり、それに対して何をするかという迷い、判断と選択、行動の実行、そして行動の結果からの学習を経て、将来同じようなときには行動が変わり適応的な意思決定ができるようになる。この一連の脳内の計算は、まさに心の動きの原型の一つだと著者は考える。

報酬予測にもとづく意思決定は、情動にもとづく意思決定 (affective decision making)とも称される。報酬予測は「動機＝行動の機序の理論的架設」の主因でもあるが、その予測の形成や行動選択による報酬の実現、予測に反した不実現、もしくは反対に、予測しなかった実現などは、情動にも密接に関連するからである。報酬には「正」「負」両方の報酬があり、負の報酬として嫌悪 (aversive) や罰 (punishment) が挙げられる。これらの正負は、いわゆる情動における「正負」(バレンス: valence)につながる。実際、情動 (affect) は実は感情でもある。(affect が感情と訳されることもあるが、感情としては emotion, feeling もある ; これらは違いを持って使われる、あるいは少なくともニュアンスが違うのだが、その詳細にはここでは立ち入らない。) 気分 (mood) は、情動・感情と密接に関連しているが、それぞれの言葉が「指し示すコト」は異なる。これらの区別は、それぞれが異なる「指し示し」をしているという点で重要である。一方で、それらをまったくの別物と考える必要はない。総体的理解を急ぐよりも、まずは原型理解が大切である。心の原型の中で、情動・感情・気分の具体的な脳計算としての働きを透徹に理解していくのが大切である。そのためにも、情動・感情・気分を意思決定と脳学習の具体的な脳計算のプロセスの中に埋め込まれた形で理解したいと考えている。これには、強化学習の数理自体の拡大整備が必要で、脳活動・脳回路そして行動とのより詳細な対応の検討もしなくてはならない。また、情動・感情・気分の指し示すコトを脳計算として再構築することも必要になる。こういったプロセスを経て初めて、情動・感情・気分が脳計算として理解され、ひいては心の理解につながると著者は考えており、著者の研究室ではすでにその試みを始めて

いる。これについては、いつか機会を改めて報告したいと思う。

心の「脳計算」理論——社会知性

意思決定と学習の脳計算理解を発展させると、その先に社会知性の脳計算も見えてくる。「ヒトである」ことの多くは社会知性に依拠している。なぜなら、私たちの日常生活の大半は、他者の存在に影響を受ける社会行動だからである。他者の心を推測し、その行動を予測する、あるいは自らの行動をそれらにもとづいて調整する、そういった能力は「心の理論」(theory of mind) と呼ばれている¹⁰。精神医学や社会心理学、神経科学、そして社会科学一般においては、社会知性の根幹に心の理論が位置づけられている。

脳計算により脳の働きを透徹に解明する研究は、この「心の理論」を『心の「脳計算」理論』へと変貌させていく試みと言える。端的に言えば、「心の理論」は、他者が存在することで、その他者の心や、その行動予測が、“脳の働きの中に取り込まれている”ことを指しているのである。一方で、今まで述べてきた意思決定と学習の脳計算理解を振り返ってみると、明晰な理解ではあるが、他者という存在は組み込まれていない、いわば他者なしの「自己システム」である。この明晰な意思決定と学習の脳計算理解を土台にすると、「心の理論」あるいは社会的意思決定は「自己システム+脳内他者モデル」の組み合わせとして考えることができる。この観点から、脳計算の具体性を追求することで、新しい展開が拓けてくる。

たとえば、著者らは、ヒト fMRI 実験と脳計算モデルの融合研究を用いて、「心のシミュレーション」にもとづく「学習」を脳計算のレベルで明らかにした¹¹。心の理論の土台として有力な「心のシミュレーション」説 (simulation theory) は、「ヒトは自分の心のプロセスをもとにして、他者の心のプロセスを自分の心の中で構成する」としている。他方、シミュレーションは不必要で他者の行動パターンそのものを学習するという「行動パターン説」(別名「セオリー・セオリー」: theory-theory) がある。私たちは、これらの説の可否は脳計算のレベルで研究することで初めて明らかになると考えた。そこで、新たなヒト fMRI 実験課題を作成し、モデル化解析とよばれる手法を用いることで、それぞれの説の脳計算モデルを行動データおよび脳活動データと対比しながら検証した。

その結果、どちらの説も不十分で、ヒトは 2 つの説を統合したハイブリッドな学習を通じて、他者の心(価値意思決定)をシミュレーションしていることがわかった。ヒトは他者の心をシミュレーション学習するとき、2 つの学習信号を用いていた。一つは、まさしくシミュレーション説が唱える他者報酬予測誤差信号(simulated-other's reward prediction error)で、この信号を用いた学習では前頭葉腹内側部にのみ対応する脳活動が見られた。

しかし、この学習だけではヒトの実際の行動はうまく再現できなかった。もう一つは、行動パターン説に対応する、他者の行動予測と実際の行動との差を表す他者行動予測誤差信号 (simulated-other' s action prediction error) である。この信号を用いた学習では、前頭葉背外側部や背内側部、また側頭頭頂接合部と後部上側頭溝でも対応する脳活動が見られた。脳計算で具体性を追求したことにより、社会脳としてしばしば議論に上る各々の脳領域の学習における働きを脳計算のレベルで理解できたのである。

計算精神医学、そして人間総合科学へ

動機や感情、社会性などについて、意思決定や学習の脳計算としての理解を深めていくことで、何が拓けてくるのか。これについては、期待も含めて、本節と次節で述べたい。

一つには、脳計算の具体性の追求を通じた、計算精神医学そして人間総合科学への展開である。まずは、計算精神医学について述べよう¹²。この新分野の胎動はすでに始まりつつある。その根本的な目標は、脳計算の具体性の追求により、いわば「計算表現型」(computational phenotype) を明らかにすることにある。これにより、動機・感情・気分・社会性や意思決定・学習などの行動における人々の個性や個人差についての理解と、障害や疾患の理解・診断・治療・予防への新たな提案につなげようとするものである。たとえば、社会的不適応が認められる意思決定は、‘普通’の脳計算と比べて、どの計算ステップあるいは内的変数に違いがあるのかを明らかにし、その計算表現型を利用しようということである。この研究の進展には、精神科医には見慣れた疾患の状態や病像を、脳計算として改めて明確にするために、理論と実験の融合脳科学、そして精神医学と神経疾患学が密接に連携した研究の展開が必要である。

次に、人間総合科学についてだが、その必要性は今後さらに増すことだろう。インターネットや次節でもふれる人工知能など、社会におけるテクノロジーの進展、あるいは社会全体の発展から考えてもそれは自明のように思われる。脳計算としてのヒトの心の理解は、人間総合科学の共通言語として働く。ヒトは生物であり、動くという意味で機械であり、考えるという意味で情報処理であり、その普段の生活には社会・経済・心理の側面がある。神経科学・生物学・医学・数理諸科学・工学、さらには文化・社会・経済・心理などを含む人文・社会科学を包括する人間総合科学の基盤になるのは、ヒトの心やその柔軟な適応行動の理解であり、その理解の共通言語である。諸学問には異なる立脚点や関心があるが、理論脳科学はそこに脳計算という具体性を持った共通言語を提供することが期待される。

脳型人工知能へ

人間総合科学のほかに、もう一つ拓けてくる世界は脳型人工知能である。脳計算の理解を推進する計算脳科学と機械学習・人工知能の研究は、お互いに刺激を与え合う、不可分な双子のような関係にある。上述の強化学習もその両者の相互刺激で発展してきた。他にも、たとえば脳の視覚系の脳計算理解からヒントを得て、それを抽象化したのが深層学習（deep learning）である¹³。これは物体認識などで近年成功を収めている。さらに、この深層学習と強化学習を組み合わせた計算機アルゴリズムが、囲碁で人間で最強と言える棋士に勝ったニュースは記憶に新しい¹⁴。深層学習の要は実世界での特徴表現の学習、つまり表現学習である。この強化学習と表現学習の関係についての研究が脳科学でも進められている^{3,15}。深層学習では、表現を学習するのに、人間の経験の程度をはるかに越える膨大な試行数を必要とする。一方で、人間は新しい環境を比較的少ない数の経験から学習できる。計算認知科学で、ノンパラメトリックベイズと呼ばれる機械学習の研究と、認知機能の計算論が進みつつある¹⁶。脳型人工知能の胎動はそこかしこで始まっている。

脳は驚くべき情報処理を適応的に行い、さまざまな機能を実現している。それは新たな効率計算・学習理論のヒントの宝庫と言える。著者は、自分たちが進める脳計算の研究は、強化学習・表現学習・構造学習などの脳型人工知能の創出基盤研究と交錯すると考えている。心や感情、社会性の脳計算研究も、脳型人工知能の研究と混合する。これらの研究の実用化は、社会のありかたに大きな影響を与えるだろう。今後は新たな社会倫理の検討も含め、人間総合科学と手を携えて研究を進めていくことが大切であろう。

まとめ

本稿では現在までの研究成果を振り返り、大胆に未来を展望した。脳と心の理解は今後大きく発展していくことだろう。駆け足で述べてきたので、各所で言葉足らずだったかもしれない。ウェブに日本語総論や原著論文があるので、興味のある方はご参照いただきたい（NAKAHARA LAB: <http://www.itn.brain.riken.jp>）。意思決定と学習、また社会知性と心の脳計算論に関する研究には大きな発展が見込まれ、理論と実験の融合研究が今後ますます必要になるだろう。神経科学が広範な科学と連携し、神経経済学や計算社会脳科学、計算精神医学、脳型人工知能、ひいては人間総合科学へと発展するという、大きな学問的潮流が動きつつある。著者もそれに貢献したいと考えている。

参考文献

- 1 Schultz, W., Dayan, P., Montague, P. R.: A neural substrate of prediction and reward. *Science* **275**: 1593-1599, 1997.
- 2 Dayan, P., Nakahara, H.: Models and Methods for Reinforcement Learning. (in submission (*Stevens' Handbook of Experimental Psychology: Volume V. Edited by E.J. Wagenmakers and John Wixted. Wiley, NY*)).
- 3 Nakahara, H.: Multiplexing signals in reinforcement learning with internal models and dopamine. *Curr. Opin. Neurobiol.* **25**: 123-129, 2014.
- 4 Montague, P. R., King-Casas, B., Cohen, J. D.: Imaging valuation models in human choice. *Annu. Rev. Neurosci.* **29**: 417-448, 2006.
- 5 Rangel, A., Camerer, C., Montague, P. R.: A framework for studying the neurobiology of value-based decision making. *Nature Reviews Neuroscience* **9**: 545-556, 2008.
- 6 Nakahara, H., Doya, K., Hikosaka, O.: Parallel cortico-basal ganglia mechanisms for acquisition and execution of visuomotor sequences - a computational approach. *J. Cognit. Neurosci.* **13**: 626-647, 2001.
- 7 Hikosaka, O. et al.: Parallel neural networks for learning sequential procedures. *Trends Neurosci.* **22**: 464-471, 1999.
- 8 Marr, D.: Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information, henry holt and co. *Inc., New York, NY* **2**, 1982.
- 9 デビット・マー 「ビジョン-視覚の計算理論と脳内表現」 産業図書 (1987).
- 10 Frith, C. D., Frith, U.: Interacting Minds--A Biological Basis. *Science* **286**: 1692-1695, 1999.
- 11 Suzuki, S. et al.: Learning to Simulate Others' Decisions. *Neuron* **74**: 1125-1137, 2012.
- 12 Montague, P. R., Dolan, R. J., Friston, K. J., Dayan, P.: Computational psychiatry. *Trends in Cognitive Sciences* **16**: 72-80, 2012.
- 13 LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G.: Deep learning. *Nature* **521**: 436-444, 2015.
- 14 Silver, D. et al.: Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature* **529**: 484-489, 2016.
- 15 Nakahara, H., Hikosaka, O.: Learning to represent reward structure: A key to adapting to complex environments. *Neuroscience Research* **74**: 177-183, 2012.
- 16 Lake, B., Salakhutdinov, R., Tenenbaum, J. B.: Human-level concept learning through probabilistic program induction. *Science* **350**: 1332-1338, 2015.