

題名：意思決定と脳理論：人間総合科学と計算論的精神医学への展開

Title: Social decision-making and theoretical neuroscience: prospects for human sciences and computational psychiatry

中原裕之*、鈴木真介*^{1,2}

Hiroyuki Nakahara*, Shinsuke Suzuki*

*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

¹ Division of the Humanities and Social Sciences, California Institute of Technology, 1200 E. California Blvd., Pasadena, CA 91125, USA

² 北海道大学大学院文学研究科・日本学術振興会特別研究員 PD [〒060-0810 北海道札幌市北区北 10 条西 7 丁目]

JSPS Research Fellow, Graduate School of Letters, Hokkaido University, Kita 10, Nishi 7, Kita-ku, Sapporo City, Hokkaido 060-0810, Japan

はじめに

私たちが何かを決める際、脳の中ではどんなことが起こっているのだろうか。この疑問を明らかにすること、つまり意思決定の脳機能を解明することは、「人間の理解」という脳神経科学の究極の目的を達成する上できわめて重要である。私たちの日常は絶え間ない意思決定の連続である。仕事前にカフェに立ち寄るか、立ち寄ったカフェでどの飲み物を頼むかといった個人的な意思決定や、会議で相手に伝えたいことをいかに言うか、相手の気持ちをいかに汲みとるかというような社会的な意思決定など、さまざまな意思決定を行っている。これらの意思決定プロセスを解明することは、人間の心の働きをその本質から理解する上で大きな足がかりとなる。

本稿では、意思決定の脳理論の基礎的な解説から始め、次に、他人の心を学習・予測する脳機能に関する最新の知見を紹介する。さらに、将来展望として、「多層予測学習」の概念を紹介しつつ、今後期待される計算論的精神医学や人間総合科学への展開について述べる。

I. 他者の心を読む脳機能:意思決定と脳理論の視点から

I - 1) 背景:予測と意思決定

意思決定の脳機能を解明するためには、意思決定時に参照される「予測」の役割と、その予測が「学習」されるプロセスを解明することが本質的な課題であろう。意思決定は行動の選択を伴い、その選択は未来の予測に基づいて行われる。行動選択(意思決定)とは、その選択した行動がもたらすであろう未来を選択することに他ならない。予測を学習できる、つまり経験から予測を適応的に変更できることが、適切かつ柔軟な意思決定を生み出してくれる。

近年、報酬予測に基づく意思決定と予測学習の脳機能の解明は著しい発展を遂げてきた^[1-3]。これには、実験研究と理論研究の相互交流、中でも強化学習と呼ばれる計算理論を用いた実験と理論の融合研究が大きく寄与している^[4,5]。なかでも、強化学習理論(reinforcement learning theory)と呼ばれる脳理論が、人間や動物における意思決定のプロセスを明確化する、つまり意思決定の規範的理解(normative understanding)を与えてくれることが大きい^[6]。意思決定における予測と学習のプロセスが脳の計算として明確にされることで、脳活動の目的と意味(「その脳活動から、どうしてその行動が起きるのか」と「その脳活動は何の情報処理を実現しているのか」)が理解できるようになるのである^[7,8]。

未来を予測する際に、行動選択の結果として得られる報酬を予測することはきわめて原初的な行為であり、意思決定で用いられる予測のなかでも最も基礎になる。報酬予測は価値(value)とも呼ばれるが、この価値に基づく意思決定(value-based decision making)に関する脳研究の発展を支えているのが強化学習理論である。この理論が注目を集めたのは、「ドパミン報酬予測誤差仮説」の提唱がきっかけであった^[4]。この仮説は、強化学習理論の中でも厳

密には時間誤差学習 (temporal difference learning; TD learning) が土台となっている。以下では、その学習則の簡易版 (レスコーラ・ワグナーの学習則に相当するもの) を用いて説明する (Fig. 1A) ^[7]。

報酬予測誤差とは、

$$\text{報酬予測誤差} = \text{実際の報酬} - \text{予測した報酬}$$

で表される。そしてこの誤差を学習信号として、報酬予測の学習は、

$$\text{新たな報酬予測} = \text{今までの報酬予測} + \text{学習係数} \times \text{報酬予測誤差}$$

となる。この右辺の第 2 項が学習による予測の変化を生み出す。学習係数はその変化によって「今までの報酬予測」を「新たな報酬予測」に更新する際に、あまり急激に更新しないようにする働きがある。そのため、学習係数は 1 以下の小さな正の値 (例: 0.1) である。第 2 項には報酬予測誤差の正負とその大小も反映される。たとえば、誤差が正ならば、予測よりも得られた報酬が大きいくということになり、将来同じ場面では、予測される報酬がより大きくなるように学習が起きる。負の誤差は予測したよりも得られた報酬が少ないということなので、将来には予測される報酬が小さくなるように学習する。誤差がゼロになれば予測どおりということになり、将来同じ場面では、予測される報酬は変わらないことになる。

意思決定における行動選択は選択肢の比較から始まるが、一番簡便な理解としては、その比較には各選択肢に付随して報酬予測があると考えるとわかりやすい。その場合、行動選択の学習は各選択肢における報酬予測の学習に基づくものとみなされる。行動選択時には、通常は、各選択肢の報酬予測の大小に基づいて確率的に行動が選択されると考えられており、それは、シグモイド関数 (より一般的にはソフトマックス関数) で説明される。たとえば、選択肢が 2 つの場合、「『選択肢 1』を選ぶ確率」は 2 つの選択肢の差 (「選択肢 1」の報酬予測 - 「選択肢 2」の報酬予測) のシグモイド関数という形式で与えられる。シグモイド関数の具体的な数式は、ここでは特に必要がないので省くことにする。ただ、以下の一点については注意を喚起しておきたい。シグモイド関数は非線形の関数であるため、「『選択肢 1』の報酬予測」と「『選択肢 1』を選ぶ確率」は、同じ次元にはない、つまり、直接比較はできない。しかし、計算論的手順を踏むと比較対照することができる。この点は、後で出てくる統合モデルで重要になってくる。

こういった学習則にしたがい、「ある場面→行動 (報酬予測と行動選択) →報酬の有無」という経験を繰り返していく中で、適切な報酬予測と行動選択ができあがっていくのである。

I - 2) 「心の理論」から脳計算理論へ向けての準備

「相手の気持ちを考えなければ…」——私たちは生涯で何度この言葉を繰り返すことだろうか。人間が社会的存在である以上、日常生活では社会的な配慮が意思決定にさまざまな形で入り込んでくる。社会的意思決定において、相手の気持ち、つまり他者の心を予測することは本質的な部分である^[9-11]。その脳機能はどうしたら把握できるのだろうか。私たちは、価値に基づく意思決定の脳機能に関する知見を足がかりに、脳理論をヒト脳イメージング実験研究と

融合させることで、他者の心に関する予測学習の解明に一步踏み込んでみた。その研究を紹介する^[12]。

目で見ることのできない他者の心の動きをどうやって把握し予測するか。他者の心の予測は、たとえば天気の前測とは本質的に異なる。社会を構成している自己と他者という関係性は、自己と天気の関係性とは違う。他者の心は何らかの形で、自己の心に似ている。その一方で、他者の心が自己のそれとまったく同一ということはありません。それでは、他者という存在そのものが消滅してしまう。つまり、他者の心の動きについての予測は、このような自己と他者の関係性を利用してなされるのである。では、それはどのように行われるのだろうか。

これについてはさまざまな議論があるが、有名な例としては、「心の理論」(theory of mind)が挙げられる^[13, 14]。これらの議論の根幹には、私たちは、他者の心をいかに自己の中で構成し学習するかという大きな疑問がある。一つの極の基盤となっている考え方は、シミュレーション説(simulation theory)である^[15-17]。これは、「人は自分の心のプロセスをもとにして、他人の心のプロセスを(自己の心の中で)構成する」という考え方である。また、もう一方の極に、「シミュレーションは不必要で、人は他人が何にどう反応するかのパターンを学習して、他人の目に見える行動を当てる」という考え方がある(たとえば「セオリー・セオリー」(theory-theory)がある; 以下、「行動パターン説」と総称する)^[18, 19]。

これらの議論を踏まえて、私たちは、他者の心の動きを予測するという複雑なプロセスを解明するためには、その意思決定プロセスと学習について徹底的な検証を行うこと、すなわち脳情報処理(計算)の観点から検討することが必要だと考えた。そこで、まずは、明確なヒトfMRI実験課題の設計、特にその複雑なプロセスの原初的例を抽出するシンプルな実験デザインの考案をめざした。ここでは、他者の価値意思決定の前測と、その前測の学習に焦点を合わせることとした。次に、その脳計算モデルの定式化に取り組んだ。その際には次の2点に留意した。一つは、シミュレーション説と行動パターン説の各々の脳計算モデルを定式化すること、もう一つは、この二説を二項対立として捉えず、両者を統合して実現される脳計算モデルも準備することである。これは、二項対立の議論に留まっていたら、その機能理解を深化させることができないと考えたからである。

これらを準備した上で、「モデル化解析手法」(model-based analysis; Fig. 2)を用いて、脳計算を行動データおよび脳活動と直接比較検証することに努めた^[20-22]。このアプローチでは、脳計算モデルを用いることで、異なる仮説における脳計算プロセスとその行動前測を、既存のアプローチより詳細に対応づけることが可能になる。ここで、モデル化解析手法について、一般的な視点から簡単に紹介しておく。ある脳機能について、ある仮説に基づく脳計算モデルを構築できたとしよう。その場合、そのモデルは、その脳機能に対応する行動データを説明でき、さらに、その脳機能の計算プロセス(情報処理)をも説明できるはずである。この考え方に基づき、モデル化解析では、複数の仮説について、それぞれの脳計算モデルがどれだけ行動データに対応しているか調べることで、行動レベルにおける適切な仮説を選ぶと同時に、その働きに対応する脳活動を調べる手法をとる。つまり、行動と脳情報処理の両方の検証を定量的

に同時に行うことが可能となるのである。

I - 3) 実験課題と脳計算モデルの構築

本研究では2つの実験課題を用いた。まず一つは、本人が自分のために報酬予測を行う「報酬学習課題 (Fig. 3A)」である。これはコントロール課題で、被験者は「2つの図形のどちらかを選び、その選択が正しければ報酬を得る」という試行を繰り返し行う(正解は各試行で確率的に決まる)ものである。この課題では、脳計算モデルに通常の報酬予測に基づく意思決定とその報酬予測誤差による学習(強化学習:前節参照)を利用することができる。

もう一つはメイン課題の「他者予測課題」(Fig. 3B)である。この課題では、被験者は報酬学習課題を遂行中の他人の意思決定を予測することを求められる。したがって、被験者は他者の報酬予測に基づく意思決定とその学習のプロセスを、なんらかの方法で自らの心の中で再構成することを求められる。

シミュレーション説に基づけば、被験者は他人の心の中の価値意思決定のプロセスを、“被験者本人のプロセスと同じように自分の脳内で再現する”はずである。この言明をより精緻な問いにする、つまり脳計算として問い直すために、次の2点に留意した。一つは、自分の脳内で再現している他者のプロセスを、自らのプロセスと同じプロセスとして実現しているはずだという点である。つまり、その脳計算モデルには、コントロール課題で用いた脳計算モデル(本人の意思決定と学習のプロセス)と同じプロセスが他者の心のシミュレーションとして採用されていることになる。他者の心のプロセスをシミュレーションして、それから得られる他者報酬予測誤差信号(simulated-other's reward prediction error)を自らの脳内で生成して、それにより他者の報酬予測を学習しているはずである。もう一つは、自らのプロセスと同じということは、計算だけでなく、その脳計算を実現する脳領域が同じであることも必要だという点である。この2点を満たすのが、シミュレーション説に基づいた、より明確なモデルと考えられる。これを「直接モデリング」と呼ぶことにして、以下では一般的なシミュレーション説(という観点)とは区別する。

私たちは行動パターン説の脳計算モデルを新たに構築する必要がある。この実験では、被験者に観察できる他者の行動は、各試行における他者がどちらを選んだかという、行動選択そのものである。そこで、私たちは「予測した他人の選択と、実際の他人の選択を比べることで、他者の意思決定を学習する」という、行動パターン説に対応する脳計算モデルを構築した。これは、他者の行動の予測と実際の行動との差、つまり他者行動予測誤差信号(simulated-other's action prediction error)を利用した学習になる。これにより、シミュレーション説と行動パターン説の両説を、脳計算モデルに基づいて定量的に評価することが可能になった。

最後に、さらなるモデル構築の工夫として、この2つの予測誤差、つまり2つの学習信号をもに用いる、シミュレーション説と行動パターン説を統合したハイブリッドなモデルも構築した

(Fig. 1B)。このハイブリッドモデルで大切なのは、2つの予測誤差を比較対照することが可能で、お互いに足すことのできる学習信号として扱えるようにすることであった。そのためには、上述した「次元が違う」ことを乗り越える必要があった。それは変分法とよばれる数理の手法を用いて解決することができ、それにより脳計算のモデルとして実現することができた (Fig. 1B のレジェンド参照)。これらの準備をしたうえで、30名を越えるヒト被験者を対象に fMRI 実験を行い、モデル化解析手法を用いて研究を進めた。

I - 4) 他者の心のシミュレーション: 報酬予測誤差と行動予測誤差を統合する学習

まず報酬学習課題で、報酬予測誤差学習の脳計算モデルの挙動を、行動データを比較することで、確かに、被験者が報酬予測誤差を利用して報酬予測を学習していることを確かめた。次に、その脳計算モデルの挙動をもとにして、対応する脳活動データを調べることで、自己の意思決定を行っているときに報酬予測誤差、そして行動選択の意思決定の両方に関わる信号が、前頭葉腹内側部の脳活動に表されていることを確かめた (Fig. 4 脳活動 (A))。

その上で他者予測課題での行動データを詳細に解析した。その結果、シミュレーション説、行動パターン説の個々の脳計算モデルよりも、ハイブリッド脳計算モデルの挙動が行動データによく対応することを発見した。これは、ヒトが他者の心の予測を学習するプロセスは、どちらか一方の説で説明できるものではないことを示している。むしろ、2つの説を統合したハイブリッドモデルが、ヒトが実際に他者の行動予測を行う際の学習をよく説明していた。

このハイブリッド脳計算モデルをもとにして脳活動データを調べることで、2つの学習に対応する脳活動が見出された。その脳活動は、社会性などに関連すると考えられている前頭葉の内側部^[23-25]の別々の領域で行われていた (Fig. 4)。他者報酬予測誤差は、調べたほぼすべての脳において、前頭葉腹内側部のみで表されていた (Fig. 4 脳活動 (B))。しかもその賦活領域は、コントロール実験の報酬学習課題で被験者が自分自身のために行っていた報酬予測の学習と意思決定の脳領域 (Fig. 4 脳活動 (A)) と重なっていた (Fig. 4 脳活動 (A)、(B) の重複)。これは、他者意思決定の予測と学習で、直接モデリングが有効に機能していることの直接的証拠である。一方で、他者行動予測誤差は、前頭葉背外側部や背内側部 (Fig. 4 脳活動 (C)) に表されていた。(他にも、社会性の議論でしばしば挙げられる脳領域、たとえば、側頭頭頂接合部と後部上側頭溝^[26, 27]でも対応する脳活動が見られた。)

この報酬予測誤差と行動予測誤差の2つの信号を統合して他者の心のプロセス(他者の報酬予測と行動選択)を学習するという事実は、いくつかの点でファンダメンタルな意味を持つと考えられる。実験課題の性質から見ると、この課題での学習は汎用性が高い。この課題では、被験者は他者と直接的なやりとりをすることなく他者の行動を観察するなかで、その心のプロセスを学習する。この「観察学習」は、社会的なやりとりとしては最も基本的な(「低次」とも称される)パラダイムである^[13, 17, 23]。その最も基本的なパラダイムでも、直接モデリングだけではなく

2つの信号の統合が学習には必要であることが示された。したがって、より一般的でより複雑な社会的状況でも汎用されている学習だと思われる。

また、行動予測誤差自体も、じつはシミュレーション学習の一般的かつ重要な要素であることを指摘したい。行動予測誤差は、追加的な要素ではあるが、直接モデリングの計算過程で発生する変数から自然に生成される学習信号である(Fig. 1B)。この学習信号は、被験者が他者の選択を観察し、他者の行動選択をシミュレートしていれば、それから容易に生成しうる。つまり、直接モデリング仮説では考慮されていなかったが、じつは、直接モデリングの脳計算に基づけば容易につくることができる信号なのである。他者の心の予測について計算理論を構築し、脳計算のプロセスを丁寧に追い、そして行動と脳活動の両方の実験データを比較検証することで、はじめてその機能が見えてきたのである。

さらに、この報酬予測誤差と行動予測誤差の2つの信号は相補的であることも付け加えたい。報酬予測誤差は、直接モデリングにおける第1次の学習信号である。この信号は、自分と似た心を持つ他人について学ぶのには特に有用な信号となる。一方で、行動予測誤差信号は、直接モデリングの第2次の学習信号である。この信号は、自分と異なる他者、つまり直接モデリングのシミュレーションで予想できないような行動をする他者の心のプロセスを学習するのに特に有用である。自分と異なる価値観を持つ他人には、第1次の学習信号だけでは対処しきれない可能性が高く、この第2次の学習信号を用いた統合学習が特に効力を持つと考えられる。

II. 将来への展望: 計算論的精神医学へ

脳計算という具体性の追求は、他者の心を理解したりその動きを予測したりする脳機能、あるいは社会的な適応や意思決定を行う脳機能などの解明に大きく貢献する。その先には、計算論的精神医学への展開そして人間総合科学への発展があるだろう。

II-1) 脳計算という具体性

脳計算の具体性に注目することは重要である^[7]。脳計算すなわち脳の情報処理というと、ややもすると抽象的で実体を欠いた概念と思われるかもしれないが、それはまったくの誤解である。一見抽象的に見えるかもしれない、この脳計算の持つ具体性こそが、意思決定などの複雑な脳機能を、脳回路、脳活動と行動を一貫して総合的に理解するために必要不可欠なのである。

脳計算および情報処理の視点を持つことは、脳機能のより深い理解につながる。たとえば、ある脳部位への入力と出力を考え、入力情報は何か、出力情報は何か、その入出力の間で行われる情報処理は何か、それはいかに実現されるか、また、その出力情報は全体の情報処理の中でどのような役割を果たすのかなどを具体的に把握しようとするのが脳計算の目的であ

る。たとえば、「大脳基底核は望ましくない運動を抑制する」としばしば言われるが、これは「大脳基底核はどのような役割を果たすのか」という質問に対して簡単に答えただけであって、よくよく考えれば単なる叙述にすぎない。「自動車は車輪を回すことで前に進む」というのは、自動車についての簡単な正しい説明だが、それを知ったからと言って、実際に自動車を動かせるわけでも自動車を作れるわけでもない。脳計算という視点は、言うなれば、こういった説明をそのプロセスを再現できるぐらいまで理解する、つまり実際に“動かせるモデル”を作り出すことをめざすものである。この動かせるモデルを考えることは、認知や意思決定などの複雑なプロセスを本質的に理解しようとするときに必要不可欠な作業である。動かせるモデル、つまり脳計算モデルができて初めて理解のモデルができる。それにより、その脳部位の情報処理が理解でき、その機能の十分な理解が得られるのである。

意思決定などの認知的プロセスを脳計算として把握するには、その認知的あるいは言語的な記述を計算論的記述に書き換えることが求められる。これは、私たちの脳機能についての理解を自然と深化させる。認知的記述では二項対立の議論、たとえば「感情対理性」、「意識対無意識」、「個人対社会」などがしばしば用いられるが、計算論的記述を行うときには、これらの概念を脳計算として統合していくことが必要となる。脳計算の視点からは、たとえば意思決定において、感情も理性も立派な脳情報処理であり、対置させることにそれほど意味はない。むしろ、行動選択に至るまでに、どの計算プロセスにどのステップでいかに関わるのかを明らかにすることが求められる。「個人」と「社会」という対置も、しばしば「個人」が集まることでできる「社会」、逆に言えば「個人」の中には入りきらない「社会」といった形で用いられる。しかし、脳計算の視点で見れば、私たちが「社会」と呼ぶ要素は確実に脳情報処理に含まれている。「社会」は個人の脳の中に存在するのである。社会という概念も、本来、たとえば、親に始まり親族や学校、職場などの近環境から、広くインターネット空間や市場まで、いくつかの多層性あるいは近接性を持っている。これらのさまざまな影響が、脳計算のどこに作用するのかを解明していかなくてはならない。これらの脳計算を理解する努力とともに、実験を進展させて、たとえば行動という現象について理解を深めたり、分子から神経回路に至るまでの生物学的実体に対する理解を深めたりする努力も行うことで、社会的適応を含んだ意思決定という脳機能が明らかになっていくと考えられる。

最後に、「計算論的」視点、つまり計算理論とアルゴリズムの観点が脳機能理解に不可欠であることに気づくことも重要であることを指摘したい。脳の情報処理機能を理解するには、情報処理システム一般の理解に固有の困難が伴うことを認識する必要がある。たとえば、情報処理する計算機(パソコン)を理解することと、情報処理(計算)を理解することは同じではない。デビッド・マーは、この困難の克服のためは3つのレベルにまたがって脳機能を研究することが重要であると説いた^{[28]-[29]}。その3つのレベルとは: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」である。

これらのレベルはある程度別個に理解することはできるが、同時に不定性と相補性を伴う。一般に、ある情報処理を実現する表現とアルゴリズムは複数存在しうる(不定性)。一方で、ある情報処理を物理的に実現するには、その情報処理の目的を知り、それを表現し、アルゴリズムとして実現可能にした上で、物理的に実装する必要がある(相補性)。ハードウェアがわかっても、それが表現するアルゴリズムは必ずしもわからない。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までは、もう一段深いレベルの理解が必要である。これらが情報処理システムを理解する難しさにつながる。「計算理論」と「表現とアルゴリズム」という2つの観点は、脳という複雑な働きをするハードウェアを前にしたとき、しばしば後回しにされがちである。しかし、より複雑な認知過程(たとえば他人の心を予測する過程)ほど、その理解には脳計算、すなわち計算理論とアルゴリズムについての理解こそが必要不可欠なのである。

II-2) 多層予測学習による他者の心の予測

私たちは、脳計算の具体性を追求することで、他者の心を学び予測する脳機能の解明が今後大きく進展すると考えている^[30]。それには、「多層予測学習仮説」ともいうべき脳計算が重要だと思う。第I節で述べた研究では、社会的意思決定の最も基礎的なパラダイムに焦点を合わせていた^[12]。そこでわかったことは、人は脳計算プロセスの第1次と第2次の学習信号を両方利用して他者の心を学習するということだった。つまり、より複雑な社会的場面、たとえば、お互いにやりとりがある場面、再帰的な推論を使う場面([あなたの考える「私が考える『あなたの考える…』」]相手と立場が違う、あるいは役割や目的が違うといった場面)では、それぞれに対応する内的変数が脳計算に関わるはずである。こういったより複雑な社会的場面、すなわち高度なメンタライゼーションを必要とする場面でも、本研究で明らかになった、異なる階層での学習信号の統合という方略がとられるという考え方を私たちは提唱したい。これが他者の心の予測の「多層予測学習仮説」である。社会的場面の複雑さの増加に対応して、そこで考慮される変数も増加する。その各々の変数について、予測の形成が可能である。そして各変数により、予測誤差信号を生成することも可能である。これらの変数はその変数自体として学習することもあるだろうが、そこでさらに、その異なるレベルの予測誤差を統合して学習する計算論的プロセスが実装可能である。それには、今回の報酬予測誤差と行動予測誤差の統合モデルで用いられた計算論的手法を適用できる。このように、多層にわたって他者の心の予測の学習が行われることが、社会的場面で適切にふるまう適応行動の源泉になりうるだろう。さらに、たとえば、一個人が場面に応じて違うふるまいができるのは、この多層学習信号を場面に応じて組み合わせを変えて用いているからではないだろうかと推測できる。あるいは、個性ともいうべき人々のふるまいの多様性も、学習信号の取り込みかたの違いに起因するのかもしれない。今後、この多層予測学習仮説を立証するべく、実験と理論の融合研究を推進したい。

II-3) 計算論的精神医学、そして人間総合科学へ

社会的脳機能の解明に向けた脳計算の具体性の追求は、今後、計算論的精神医学や人間総合科学に展開していくと思われる。

脳理論に基づいたさまざまな研究と、精神・神経疾患の研究との相互交流はすでに始まっている。これまで、たとえば社会脳科学や神経経済学の分野で、社会的適応行動やその際の心の動き、意思決定を調べる研究が発展してきた。これらの分野では、精神・神経疾患の解明に向けた研究も始まっている^[31-35]。たとえば、ブレイン・マシン・インターフェイスの研究が疾患の治療や予防に適用できるようになる可能性がある^[36]。あるいは、セロトニンにまつわる疾患が、「時間割引」(discount factor)^[37, 38]または罰の信号を表現するという視点から解明されるかもしれない^[39]。さらには、こういったセロトニンの機能はセロトニンが意思決定に関わる脳内時間に関連するからであるとする新仮説により、さらなる新展開がもたらされることも考えられる^[40]。

これらの研究を土台にしつつ、社会的機能の脳計算の具体性を追求していくことは、「計算論的精神医学」を強力に発展させると思われる^[41, 42]。社会生活に支障をきたす状態を精神・神経疾患あるいは病的状態と考えると、その解明に重要なのは、社会生活に支障をきたすと認められる行動が脳内プロセスのどこでどのように発現するのかを明確にすることだろう。脳計算は、それを明らかにするための強力な言語と武器を提供する。たとえば、社会的不適応が認められる意思決定は、健常者の意思決定の脳計算とどの計算ステップあるいは内的変数の扱いに違いがあるのかを解明することが重要である。これには、精神科医にとっては目新しい疾患の状態や病像を、脳計算として明確にする実験課題に取り込んでいくことが求められる。このように、脳理論研究が実験脳科学や精神・神経疾患の研究とより密接に連携しながら展開していくことがますます重要になってくる。そこでは、専門分野を異にする研究者たちの協同作業が肝要である。そして、それらの実験を通して、たとえばモデル化解析などを用いることで、脳計算としてのステップや内的変数の違いを同定していく、いわば「計算論的表現型」(computational phenotype)というべき研究の進展が望まれる。

人間の心を理解しようとするとき脳計算の具体性が重要なカギになる。来たるべき人間総合科学の形成に、脳計算という視点は共通言語として働く。神経科学、生物学、医学、そしてロボット、計算機科学、統計情報科学などを含む数理諸科学や工学、さらに、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形成が期待されている。そのためには、共通言語の形成が、特に人間の意思決定そして認知過程を理解しようとする研究において肝要である。理論脳科学は、諸学問の異なる立脚点や関心に対して、脳計算という具体性を持った共通言語を提供するものである。

おわりに

本稿では、「意思決定の脳機能解明をめざす取り組み」を理論脳科学の視点から駆け足で

見てきた。また、今後の研究の発展が、社会的意思決定や他人の心を予測する機能の解明につながるだろうことを、最近の研究例を挙げて論じた。それは、将来、さまざまな分野との交流がいつそう深まるなかで、人間総合科学や計算論的精神医学への発展につながるだろう。私たちも貢献していきたいと考えている。

文献

1. Rangel, A., C. Camerer, and P.R. Montague: *A framework for studying the neurobiology of value-based decision making*. *Nat Rev Neurosci* **9**(7): 545-556, 2008
2. Glimcher, P.W. and A. Rustichini: *Neuroeconomics: the consilience of brain and decision*. *Science* **306**(5695): 447-452, 2004
3. Sugrue, L.P., G.S. Corrado, and W.T. Newsome: *Choosing the greater of two goods: neural currencies for valuation and decision making*. *Nat Rev Neurosci* **6**(5): 363-375, 2005
4. Schultz, W., P. Dayan, and P.R. Montague: *A Neural Substrate of Prediction and Reward*. *Science* **275**(5306): 1593-1599, 1997
5. O'Doherty, J., et al.: *Dissociable Roles of Ventral and Dorsal Striatum in Instrumental Conditioning*. *Science* **304**(5669): 452-454, 2004
6. Sutton, R.S. and A.G. Barto: *Reinforcement Learning: An Introduction*. The MIT Press 1998.
7. 中原裕之, *意思決定とその学習理論*, in *脳の計算論*, 甘利俊一 and 深井朋樹, Editors. 東京大学出版会. 2009, pp. 159-221.
8. 中原裕之, *快楽が脳を創る*, in *脳研究の最前線*, 理. 脳科学総合研究センター, Editor 講談社. 2007, pp. 233-297.
9. Sanfey, A.G.: *Social Decision-Making: Insights from Game Theory and Neuroscience*. *Science* **318**(5850): 598-602, 2007
10. Adolphs, R.: *Conceptual Challenges and Directions for Social Neuroscience*. *Neuron* **65**(6): 752-767, 2010
11. Fehr, E. and C.F. Camerer: *Social neuroeconomics: the neural circuitry of social preferences*. *Trends Cogn Sci* **11**(10): 419-427, 2007
12. Suzuki, S., et al.: *Learning to simulate others' decisions*. *Neuron* **74**(6): 1125-1137, 2012
13. Frith, C.D. and U. Frith: *Interacting Minds--A Biological Basis*. *Science* **286**(5445): 1692-1695, 1999
14. Gallagher, H.L. and C.D. Frith: *Functional imaging of 'theory of mind'*. *Trends Cogn Sci* **7**(2): 77-83, 2003

15. Keysers, C. and V. Gazzola: *Integrating simulation and theory of mind: from self to social cognition*. Trends Cogn Sci **11**(5): 194-196, 2007
16. Buckner, R. and D. Carroll: *Self-projection and the brain*. Trends Cogn Sci **11**(2): 49-57, 2007
17. Mitchell, J.P.: *Inferences about mental states*. Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci **364**(1521): 1309-1316, 2009
18. Gopnik, A. and A.N. Meltzoff: *Words, Thoughts, and Theories (Learning, Development, and Conceptual Change)*. A Bradford Book. 1998.
19. Saxe, R.: *Against simulation: the argument from error*. Trends Cogn Sci **9**(4): 174-179, 2005
20. O'Doherty, J.P., A. Hampton, and H. Kim: *Model-Based fMRI and Its Application to Reward Learning and Decision Making*. Ann N Y Acad Sci **1104**(1): 35-53, 2007
21. Daw, N.D. and K. Doya: *The computational neurobiology of learning and reward*. Curr Opin Neurobiol **16**(2): 199-204, 2006
22. O'Doherty, J.P., et al.: *Temporal difference models and reward-related learning in the human brain*. Neuron **38**(2): 329-337, 2003
23. Amodio, D.M. and C.D. Frith: *Meeting of minds: the medial frontal cortex and social cognition*. Nat Rev Neurosci **7**(4): 268-277, 2006
24. Mitchell, J.P., C.N. Macrae, and M.R. Banaji: *Dissociable Medial Prefrontal Contributions to Judgments of Similar and Dissimilar Others*. Neuron **50**(4): 655-663, 2006
25. Haruno, M. and M. Kawato: *Activity in the Superior Temporal Sulcus Highlights Learning Competence in an Interaction Game*. J Neurosci **29**(14): 4542-4547, 2009
26. Behrens, T.E.J., et al.: *Associative learning of social value*. Nature **456**(7219): 245-249, 2008
27. Hampton, A.N., P. Bossaerts, and J.P. O'Doherty: *Neural correlates of mentalizing-related computations during strategic interactions in humans*. Proc Natl Acad Sci U S A **105**(18): 6741-6746, 2008
28. Marr, D.: *Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. W.H. Freeman & Co Ltd. 1983.
29. デビッド・マー: ビジョン—視覚の計算理論と脳内表現. 産業図書. 1987.
30. Wolpert, D.M., K. Doya, and M. Kawato: *A unifying computational framework for motor control and social interaction*. Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences **358**(1431): 593-602, 2003
31. Kishida, K.T., B. King-Casas, and P.R. Montague: *Neuroeconomic approaches to mental disorders*. Neuron **67**(4): 543-554, 2010

32. Lee, D.: *Decision Making: From Neuroscience to Psychiatry*. *Neuron* **78**(2): 233-248, 2013
33. Chiu, P., et al.: *Self Responses along Cingulate Cortex Reveal Quantitative Neural Phenotype for High-Functioning Autism*. *Neuron* **57**(3): 463-473, 2008
34. King-Casas, B., et al.: *The rupture and repair of cooperation in borderline personality disorder*. *Science* **321**(5890): 806-810, 2008
35. Strauss, G.P., et al.: *Deficits in positive reinforcement learning and uncertainty-driven exploration are associated with distinct aspects of negative symptoms in schizophrenia*. *Biol Psychiatry* **69**(5): 424-431, 2011
36. 福田めぐみ and 川人光男: デコーデッド・ニューロフィードバックによる精神疾患治療の可能性. *30*(2): 182-187, 2012
37. Doya, K.: *Metalearning and neuromodulation*. *Neural Networks* **15**(4-6): 495-506, 2002
38. 岡本泰昌, et al.: 計算論的神経科学研究の精神医学への応用. *実験医学* **28**(14): 2211-2217, 2010
39. Dayan, P. and Q.J.M. Huys: *Serotonin, inhibition, and negative mood*. *PLoS Computational Biology* **4**(2): -, 2008
40. Nakahara, H. and S. Kaveri: *Internal-Time Temporal Difference Model for Neural Value-Based Decision Making*. *Neural Computation* **22**(12): 3062-3106, 2010
41. Montague, P.R., et al.: *Computational psychiatry*. *Trends Cogn Sci* **16**(1): 72-80, 2012
42. Maia, T.V. and M.J. Frank: *From reinforcement learning models to psychiatric and neurological disorders*. *Nat Neurosci* **14**(2): 154-162, 2011

Figures

Fig. 1

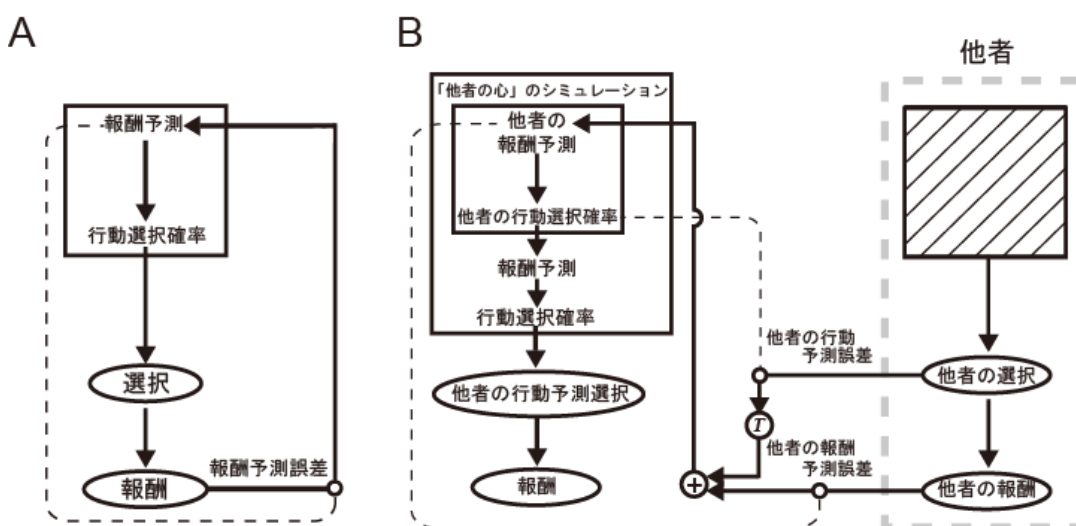


Fig. 1 報酬学習課題(A)と他者予測課題(B)の脳計算モデルの概要

(A) 報酬予測誤差学習(強化学習)モデル: 被験者は報酬予測(価値)に基づいて確率的に行動を選択する。その結果として得られる報酬をもとに計算された報酬予測誤差(実際に得られた報酬量と予測していた量の差)を利用して、報酬予測を学習(更新)する。なお、四角の枠は被験者の内部プロセスを表す。

(B) シミュレーション説と行動パターン説のハイブリッドモデル: 被験者は自分の脳内で「他者の意思決定プロセス(報酬予測、行動選択確率)」を再現し、他者の行動を予測する。他者の実際の行動とその結果得られた報酬が明らかになった時点で、他者報酬予測誤差(他者が実際に得た報酬量と、被験者の脳内でシミュレーションしている他者が予測していた量の差)と他者行動予測誤差(他者の実際の行動とその予測の差)から「他者の報酬予測」を学習する。ここで、他者行動予測誤差は行動に関する予測誤差なのでそのままの形では報酬予測の更新には使えない。数学的には変分法と呼ばれる方法に対応した、行動予測誤差を報酬予測の学習に使える形に変換するプロセスが介在している。なお、斜線の四角枠は被験者からは観察不可能な「他者の内部プロセス」を表す。

文献[12] Supplementary Figure からの改変。

Fig. 2

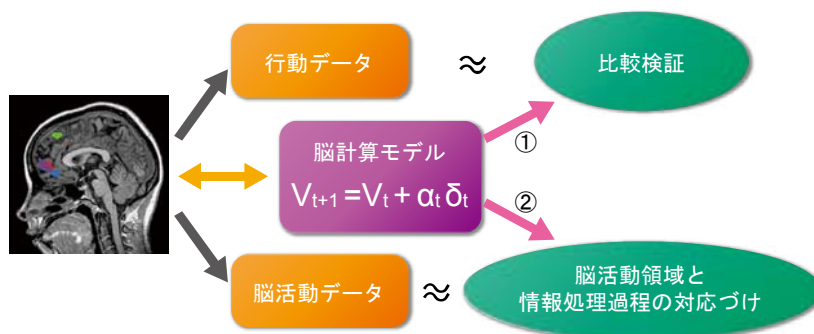


Fig. 2 モデル化解析

①脳計算モデルと行動データを比較検証することで、②被験者の脳内で行われているであろう「情報処理」と「その処理における主な変数」を同定。その変数に対応して活動する脳領域を見つけ出すことで、脳の活動領域とその情報処理の過程を対応づける。

Fig. 3

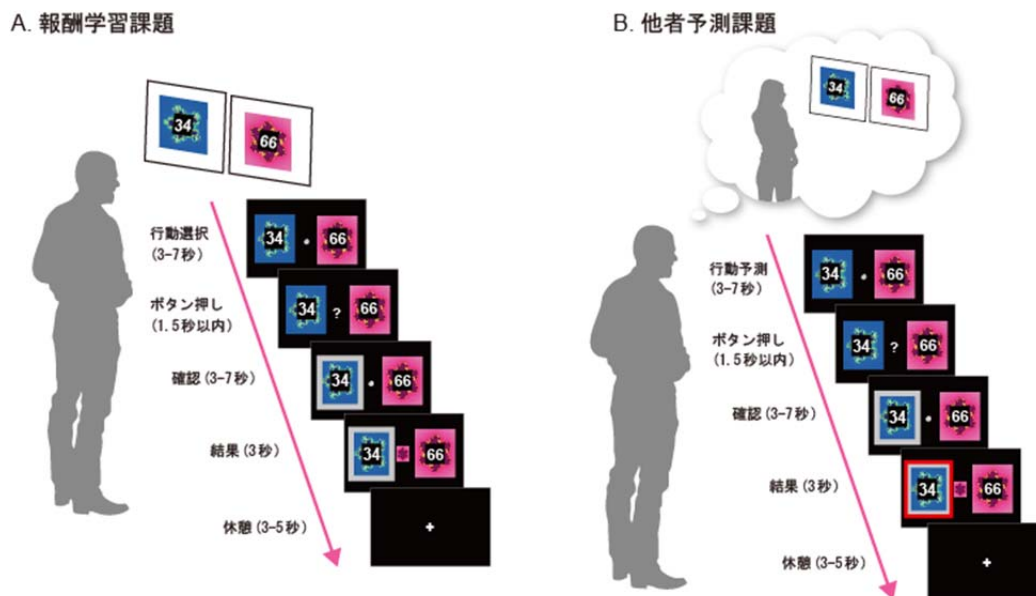


Fig. 3 実験課題：報酬学習課題(A)と他者予測課題(B)

(A) 報酬学習課題：被験者は「2つの図形のどちらかを選び、その後、選んだ図形が正解であれば報酬を得る」という試行を繰り返す。「正解した場合に得られる報酬額」は図形上の数字で示され、毎試行ランダムに変わる。なお、上の図で「中央に出る図形」がその試行で「正解」となる図形を示し、被験者が選択した図形は「灰色枠」で囲まれる。被験者が高得点を得るためには、試行を重ねて行く中で「どちらの図形がどれくらいの確率で正解になるのか」を学習し、明示的に数字で教示される「正解した場合の報酬額」と組み合わせて価値を計算(報酬予測)する必要がある。

(B) 他者予測課題：被験者は「報酬学習課題を遂行中の他者の行動」を予測し、その予測が的中すれば報酬がもらえる。他者の選択は「白枠」で示され、被験者の予測(「灰色枠」)がこの「白枠」と一致しているとき、被験者は報酬がもらえる。なお、図形上の数字は「他者が貰える報酬額」を表しており、被験者自身は予測が的中するとその数字に関わりなく固定額50点を得る。

Fig. 4

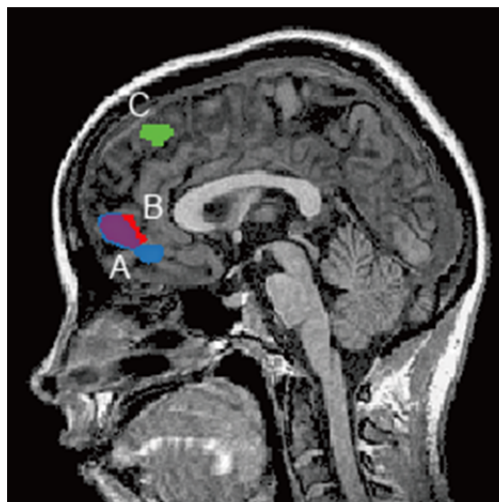


Fig. 4 今回の研究の主な脳活動

報酬学習課題を遂行中の脳活動(A)と他者予測課題を遂行中の脳活動(B、C)。

A: 被験者自身の「報酬予測誤差」と対応して活動する脳領域(前頭葉腹内側部)。

B: 「他者報酬予測誤差」に対応して活動する脳部位(前頭葉腹内側部)。

C: 「他者行動予測誤差」に対応して活動する脳領域(前頭葉背内側部)。