

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 29 年 6 月 14 日現在

機関番号：94301

研究種目：若手研究(A)

研究期間：2013～2016

課題番号：25700016

研究課題名(和文) 集団意思決定の計算モデルの構築と脳機能の解明

研究課題名(英文) Group decision making: a computational model and the brain imaging

研究代表者

吉田 和子 (YOSHIDA, Wako)

株式会社国際電気通信基礎技術研究所・脳情報通信総合研究所・主任研究員

研究者番号：30379599

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 11,400,000円

研究成果の概要(和文)：他者の行動を観察することは、周りの環境を学習し他者とコミュニケーションを取る上で重要な役割を持つ。本研究では、複数人が互いを観察することによって意思決定を行う観察学習課題を用い、他者の行動選択とその反応時間の両方を用いて自己の価値を学習する計算モデルを提案する。被験者2名が互いを観察しながら2本腕バンディット課題を行う観察学習課題を用いた行動および脳イメージング実験を行い、提案モデルが被験者の行動データを説明できることを示した。モデルに基づく脳画像データ解析により、提案モデルの主要素と外側眼窩前頭皮質の活動度が相関することから、この部位が観察学習に関わることを示した。

研究成果の概要(英文)：The observation of others' behaviour is an important means by which we can learn about the world and communicate with others. We propose a new observational learning model in which individuals use not only information about observed choices themselves, but also the time taken to make them, allowing them to make inferences about others uncertainty. To test our model, we studied behavioural and brain imaging data (fMRI) during subject pairs performing a social two-armed bandit task by observing each other. We show that this model efficiently learns observed values and describes the behaviour of subjects well. From the model-based imaging analysis, we found that they have a convergent representation in lateral orbitofrontal cortex, suggesting this region is central to the social learning network.

研究分野：計算論的認知科学

キーワード：意思決定 計算モデル ニューロイメージング

1. 研究開始当初の背景

ヒトの脳イメージング研究では、この十年來、計算論的神経イメージングとよばれる手法が認知およびシステム神経科学に広く適用されてきた(1)。この手法では、ある課題を実行するための認知情報処理過程を計算モデルとして定式化し、モデルから生成される変数と、被験者が認知課題を遂行する際の行動および脳画像データとの関連性を調べる。モデルが被験者の行動データをよく説明できれば、その行動を生成する脳機能の計算プロセスも同様に説明できると考えられる。この手法は、従来手法と同様に課題中に活動する脳領域を特定するだけでなく、課題中のある特定の認知機能が情報処理として脳内でどのように実現されるかを検証することも可能にする。

近年、計算論的イメージング法が社会的意思決定にも盛んに適用されている(2)。社会における複数の意思決定者間での相互作用には、コミュニケーションや向社会的行動といった様々な社会的認知が必要となり、その意思決定過程に強い影響を与える(3)。このような複雑な意思決定過程の解析には高度な計算モデルが必要となるため(4,5)、多くの研究では、ヒト対コンピュータの課題や、他人の存在によって引き起こされる感情に着目した課題を用いている。我々が実世界で直面する他者との相互作用に基づく意思決定については、その問題の複雑さからも研究が極めて少なく未知の部分が多い。本研究では、より実問題に近く自由度の高い複数被験者による意思決定課題を考案し、ヒトの非合理性や曖昧性を考慮した新しい計算モデルの構築を目指す。

2. 研究の目的

他者の意図を行動から推定する学習を、観察学習と呼ぶ。一般的な経験的学習では、エージェントは環境からの刺激あるいは環境に対して行った行動とその結果から直接的な経験を得ることによって、環境について学習する。一方、観察学習では、他のエージェントが経験した刺激と結果や行った行動とその結果の観察に基づく学習である(6)。観察学習は、自ら行動するためのコストや大きな罰を直接受けるリスクを回避しながら、刺激や行動と結果を学習できるという利点がある。他者による行動の結果(報酬や罰)を観察することは、その行動の価値を学習する上で重要な情報である。一方で、他者が報酬を得るために最適な行動を取ることを仮定できる場合には、行動のみの観測からその価値を推定し学習することが可能である(7,8)。

本研究では、複数のプレイヤーが互いの行動のみを観察することによって自らの意思決定を行う、観察学習に関わる脳機能を解明する。計算モデルには、これまでに提案された他者の行動に基づく行動予測誤差学習モデル(8)に、行動選択に要した反応時間も考慮した新しい学習法を提案する。提案モデルに基づいて脳画像データを解析し、主観的価値が他

者行動の観測によって更新されていく学習に関わる脳部位を明らかにする。

3. 研究の方法

本研究では、2人のプレイヤーがお互いの行動を観察することによって相互的に学習を行う他者観察学習課題を設計・実装し、ヒト被験者による行動および脳活動計測実験を行った。実験課題は刺激提示ソフトウェア Cogent および数値解析ソフトウェア MATLAB を用いて実装した。

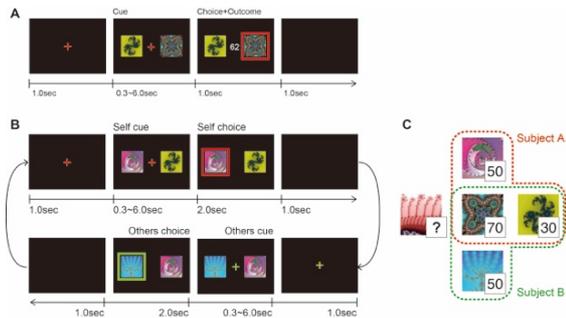


図1: 2本腕バンディット課題を用いた観察学習の実験。A) 各プレイヤーが個々に行う訓練学習課題における試行の例。B) 2プレイヤーが交互に行動選択を行う観察学習における各試行。C) 観察学習課題で用いる全ての図形と、各プレイヤーが訓練課題中にそれぞれ学習する図形(点線内)とその平均報酬量(四角内数値)。

実験課題には、単純な意思決定課題である2本腕バンディット課題を用いた。各プレイヤーは事前に、複数の図形刺激を用いた2本腕バンディット課題を単独で行い、高い報酬が得られやすい刺激を選択するように訓練を行う。その後、2プレイヤーで同様の課題をお互いの行動を観測しながら交互に行う観察学習課題を行う(図1)。訓練課題では、選択した刺激に応じた報酬が数値で表示されるが、観察学習課題中は行動選択に対する結果(報酬量)は呈示されない。また、観察学習では事前の訓練課題で用いた刺激だけでなく新奇刺激も含まれる。そのため、特に新奇刺激や確信度の低い刺激に関しては、他者の行動やその反応時間からその価値を推定学習することが有効になる。

本研究では、観察学習課題を用いて条件の異なる3種類の実験を行った。

① 被験者1名とエージェントの交互行動選択による観察学習課題: 行動実験

本実験では、提案モデルで導入した他者の反応時間が価値学習に与える効果を精度良く調べることを目的とし、他者プレイヤーにコンピュータエージェントを用い、その反応時間を実験者が操作した。

② 被験者2名の同時行動選択による観察学習課題: fMRI 実験

本実験は、自己と比較した相対的な反応時間(他者が自分より早いか遅いか)による学習の影響を調べることを目的とし、各試行で2被験者の両方が同時に行動選択を行う課題設定を用いた。各被験者が

- 行動を選択すると画面上にそのタイミングが表示されるが、行動選択そのものは両被験者が行動を決定するまで呈示されず、相手の行動を真似ることはできない。
- ③ 被験者2名の交互行動選択による観察学習課題：fMRI 実験

本実験は、他者の絶対的な反応時間による学習の影響を調べることを目的とし、2被験者が行動選択を交互に行う実験設定を用いた。被験者は、相手（他者）が行動選択する試行では、その行動と反応時間を観察するのみで行動選択は行わない。

4. 研究成果

① fMRI 同時計測システムの開発

2台のfMRI装置で同時計測実験を行うためのシステムを開発した。複数台fMRIの撮像タイミングを同期させるために、主装置からの撮像パルスをTTL信号として出力し、他装置起動のトリガーとして用いるシステムを導入した。ファントムおよび疑似被験者を用いたテストデータの時系列解析を行い、同期によるノイズが生じないことを確認した。複数の被験者に同一のあるいは異なる視覚/音声刺激を呈示し、被験者からの複数の入力刺激を統合処理する実験システムを実装した。

② 他者観測学習の計算モデルを構築

観察学習の理論モデルとして、観測に基づく行動確率を用いた時間予測誤差学習モデル(8)に、(a)Drift Diffusion Model (DDM) (9)による予測反応時間と観測された他者の反応時間の誤差に基づく他者行動の信頼度推定、(b)行動予測誤差に基づいた状態依存の自己確信度の、2つの確信度による学習係数制御機構を導入したモデルを提案した。

他者行動の信頼度は、他者の反応時間について、予測反応時間と観測された実際の反応時間の誤差に基づいて推定した。反応時間の予測モデルには、知覚弁別課題の計算モデルとして提案されたDDM(9)を用いた。DDMとは、時間とともに蓄積される刺激に対するエビデンスが、ある閾値に達した時に行動が選択されるモデルである。意思決定課題に適用する場合、価値の高い刺激ほどエビデンスが蓄積されるスピードが速くなり、それに伴い反応時間も速くなる。提案モデルでは、DDMに基づいて他者の反応時間を予測し、実際の反応が予測より遅かった場合はその行動に対して自信がなかったと推測し、学習係数を下げないように制御する(図2)。

一方、自己行動の信頼度は訓練学習課題で用いた各図形刺激に対して個々に設定し、報酬予測誤差が小さいほど信頼度が高くなるように更新する。観察学習では、自己の信頼度が低い、すなわち自信がない図形刺激に関しては、他者の行動に基づく学習が促進されるように学習係数を制御する(図2)。

提案モデルの妥当性を調べるため、実験により取得した行動データを用い、提案モデル

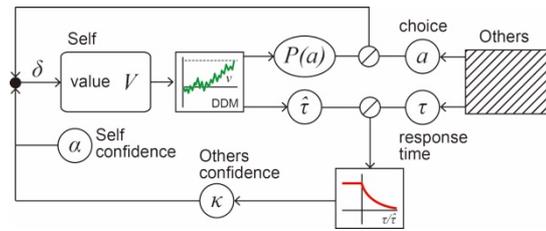


図2：観察学習計算モデルの概念図。自己の価値(V)は他者の行動を観察した際の行動予測誤差(δ)に基づいて学習する。学習は、経験に基づく自己の確信度(α)と、反応時間から推定した他者行動の信頼度(κ)に基づいて制御する。

と他者および自己の信頼度による学習制御推を用いないモデルをベイズモデル選択によって比較し、提案モデルが行動を統計的に有意に説明できることを示した(図3)。

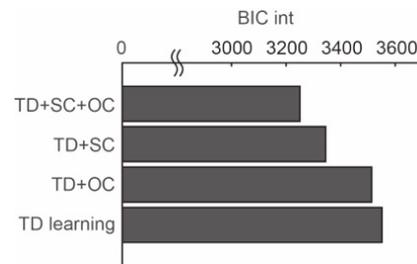


図3：観察学習課題での行動に基づいたモデル選択。時間予測誤差学習モデル(TD)を基に、他者信頼度のみ考慮したモデル(TD+OC)、自己信頼度のみを考慮したモデル(TD+SC)、他者と自己の両方の信頼度を考慮した提案モデル(TD+SC+OC)のベイズ情報量を比較し、提案モデルが行動と最もよく一致することを示した。

③ 未知刺激に関する学習過程の解明

本研究の観察学習課題(実験②と③)では、2被験者の両方にとって未知の刺激を用いた。この刺激は、両者ともに報酬の経験が全くない無情報刺激であるにもかかわらず、被験者らは観察学習を行ううちに、一定の確率で未知刺激を選択するようになる(図4)。未知刺激に対する学習の収束性(図5)、安定性、および任意性を調べる解析を行い、未知刺激の価値が他者との相互作用によって獲得されることを示した。また、ロジスティック回帰モデルを用い、自己の行動が過去の他者行動と反応時間の両方で有意に説明できることから、提案モデルの妥当性を示した。

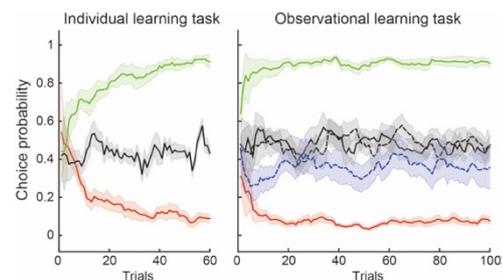


図4：被験者の行動選択確率の時系列。緑色と赤色はそれぞれ高報酬、低報酬の刺激で、訓練課題中に学習が進んでいることが分かる。黒色は報酬量が中程度の刺激、青色は未知刺激を示す。

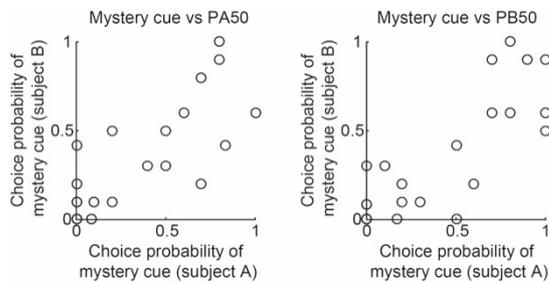


図5：2名の被験者の未知刺激に対する行動選択確率は正に相関する。

④ 観察学習に関与脳内基盤の解明

提案モデルに基づく脳画像解析を行い、学習した価値と内腹側前頭前野、行動予測誤差と背内側前頭前野の活動が相関することを示した。これらの結果は先行研究と一致するものであった(7, 8)。また、自己の価値学習に関わる3つの要因である、行動予測誤差(δ)、自己信頼度(α)、他者信頼度(κ)の値と相関して、外側眼窩前頭皮質の前後に沿った活動が見られることを明らかにした(図6)。

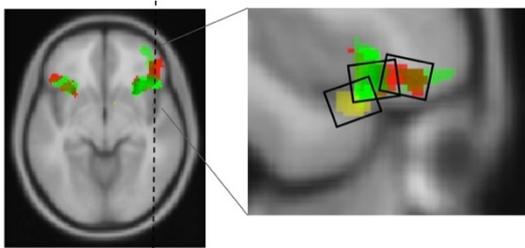


図6：観察学習課題中の脳活動解析結果。外側眼窩前頭皮質行動の連続した部位で、他者観測に基づく学習に関わる要素(緑：行動予測誤差、赤：自己信頼度、黄：他者信頼度)と相関した活動が見られた。

<引用文献>

1. O'Doherty JP, Hampton A, Kim H: Model-based fMRI and its application to reward learning and decision making. *Ann NY Acad Sci* 2007, 1104:35-53.
2. Behrens TEJ, Hunt LT, Rushworth MFS: The computation of social behavior. *Science* 2009, 324:1160-1164.
3. Adolphs R. Social cognition and the human brain. *Trends Cogn Sci.* 1999; 3:469-79.
4. Fudenberg D, Levine DK. The theory of learning in games. MIT Press; Cambridge, Massachusetts, USA: 1998.
5. Camerer CF. Behavioral game theory: experiments in strategic interaction. Princeton Univ. Press; Princeton, New Jersey, USA: 2003.
6. Bandura, A: Influence of models' reinforcement contingencies on the acquisition of imitative responses. *Journal of Personality and Social Psychology* 1965, 1 (6): 589-595.

7. Burke CJ, Tobler PN, Baddeley M, Schultz W: Neural mechanisms of observational learning. *PNAS* 2010, 107:14431-14436.
8. Suzuki S, Harasawa N, Ueno K, Gardner JL, Ichinohe N, Haruno M, Cheng K, Nakahara H: Learning to simulate others' decisions. *Neuron* 2012, 74: 1125-1137.
9. Ratcliff, Roger, and Gail McKoon: The diffusion decision model: theory and data for two-choice decision tasks. *Neural computation* 2008, 20(4):873-922.

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 1 件)

- ① 吉田和子, 社会的意思決定における他者推定とその学習. *分子精神医学*, 15(1): 7-14 2015.

[学会発表] (計 3 件)

- ① Wako Yoshida, Observing others: neural mechanisms of inference and learning. The Third CiNet Conference: Neural mechanisms of decision making, Osaka, Japan, Feb 2016.
- ② Oliver Wang, Ben Seymour, Wako Yoshida, Model-based and model-free pain aversion learning. The 22nd Annual Meeting of the Cognitive Neuroscience Society (CNS), San Francisco, USA, Mar 2015.
- ③ Nathan Thierry, Ben Seymour, Wako Yoshida, Time-dependent observational learning. The 24th Annual Conference of the Japanese Neural Network Society, Hakodate, Japan, Aug 2014.

[その他]

[招待講演]

- ① Wako Yoshida, New Insights into the Mechanisms of Human Observational Learning. Experimental Psychology seminar, Oxford University, Oxford, UK, Jun 2016.
- ② Wako Yoshida, Observing others: neural mechanisms of inference and learning. Marr club seminar, BCNI, Cambridge University, Cambridge, UK, Nov 2015.
- ③ Wako Yoshida, New Insights into the Mechanisms of Human Observational Learning. Emotion Club, Wellcome Trust Centre for Neuroimaging, UCL, London, UK, Sep 2015.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

吉田 和子 (YOSHIDA, Wako)

株式会社国際電気通信基礎技術研究所・脳
情報通信総合研究所・主任研究員
研究者番号：30379599

(2) 研究分担者
該当なし

(3) 連携研究者
該当なし

(4) 研究協力者

Nathan Thierry

Geronimo Mirano

Oliver Wang

Louisa Au

Claire Nord

株式会社国際電気通信基礎技術研究所・脳
情報通信総合研究所・学外実習生