

思春期における向社会行動の計算論的プロセスの発達的变化

玉川大学脳科学研究所 田中 大 貴

Developmental changes in the computational process of prosocial behavior during adolescence

Tamagawa University Brain Science Institute, TANAKA, Hiroki

要 約

近年の研究により、見知らぬ他者に対するヒトの向社会行動は、思春期初期から中期にかけて増加することが示されている。しかし、このような増加パターンが具体的にいかなる意思決定下の計算論的プロセスの変容によってもたらされているのかはいまだに検討されていない。そこで本研究では、9歳から15歳の参加者を対象に、報酬が見知らぬ他者に渡る向社会的な強化学習課題の行動データからその学習速度を推定することで、思春期における向社会行動の変化と関連する計算論的プロセスを検討した。実験の結果、向社会的な強化学習は経済ゲームにおける向社会行動の程度と有意に正に関連した。しかし、学習の速度に関わる学習率パラメータの推定値について、年齢との間には有意な関連が認められなかった。これらの結果は、思春期世代における向社会行動の発達に、その計算論的プロセスの構成要素のひとつである学習率が関与していない可能性を示唆している。

【キーワード】 向社会行動, 思春期, 計算論モデリング, 強化学習

Abstract

Recent studies have shown that human prosocial behavior toward strangers increases from early to mid-adolescence. However, it has not yet been examined what kind of computational processes under decision-making are specifically responsible for this pattern of increase. In this study, we examined the computational processes associated with changes in prosocial behavior during adolescence by estimating learning rates from behavioral data of a prosocial reinforcement learning task in which rewards were given to strangers for participants aged 9 to 15. The results showed that prosocial reinforcement learning was significantly and positively associated with the degree of prosocial behavior in economic games. However, there was no significant relationship between age and the estimated values of the learning rate parameter. These results suggest that learning rate, one of the components of the computational process of prosocial behavior, may not be involved in the development of prosocial behavior in the adolescence.

【Keywords】 prosocial behavior, adolescence, computational modeling, reinforcement learning

背景

ヒトの向社会行動は他の種に比べ顕著に見られ、血縁者や見返りの期待できる相手のみならず全くの他者に対しても行われる (Bowles and Gintis, 2011; Nowak and Highfield, 2012)。これまでの研究で、見知らぬ他者に対する向社会的なふるまいは、思春期初期 (12 歳-) から中期 (15 歳-) にかけて増加し、思春期後期および成人期への移行 (18 歳-) に伴って平坦化することが示されている (Padilla-Walker et al., 2017)。しかし、意思決定下のどのような潜在的・計算論的プロセスの変化によって、このような向社会行動の増加パターンが生じるのかははまだ明らかにされていない。

報酬を得るために刺激と報酬の連合をどのように理解しているかを記述する強化学習モデルは、ヒトを含めた様々な動物の意思決定の強力な説明原理である (Schultz, 2013)。近年、このような意思決定プロセスのフレームワークが、自身の報酬のためだけでなく、他者の報酬のための意思決定にも適用可能であることが示唆されている。例えば、Lockwood et al. (2016) は代表的な強化学習課題のひとつである 2 腕バンディット課題において、そこで得られる報酬が自身のものではなく他者のものとなるという状況においても、参加者が他者へ向けて報酬を獲得するための学習を行うことを示した。さらに、課題中の行動に強化学習モデルをフィッティングした結果、学習の速度を決定づけるパラメータである学習率が、質問紙によって測定された参加者の共感性と正の関連を示すことも明らかにされた。このような向社会的な強化学習のメカニズムには、通常の (自身が報酬を得るための) 強化学習と異なった生物学的基盤が関わっていることがすでに先行研究によって明らかにされている (Lockwood et al., 2016; Martins et al., 2022)。これらの研究結果は、ヒトの向社会的なふるまいの潜在的・計算論的プロセスとして、強化学習のメカニズムが存在することを示唆している。

向社会行動が思春期にかけて増加するという Padilla-Walker et al. (2017) の結果を鑑みると、もしヒトの向社会行動の基盤として強化学習のメカニズムが存在するのであれば、そのようなメカニズムの発達の変化を通じて向社会行動の増加が生じている可能性がある。しかし、こうした向社会的な強化学習のメカニズムが発達過程においてどのように形成されていくのかはまだ検討されていない。そこで本研究は、強化学習モデルのパラメータ推定を用いることで、思春期世代において向社会行動の潜在的・計算論的プロセスがどのような変化をしているのかを検討することを目的とした。

本研究の中間報告においては (田中, 2023)、向社会行動を測定するための代表的な指標である経済ゲームの行動データに強化学習モデルをフィッティングすることで、上記の目的を達成する予定であった。しかし、予備実験とそのデータの分析の結果、経済ゲームの行動に対する強化学習モデルのフィッティングの精度は低く、推定方法やモデルの修正を施してもこの問題が解決しないことが明らかになった。そこで、上記の先行研究 (Lockwood et al., 2016; Martins et al., 2022) と同様の強化学習課題を実施することで、安定したパラメータ推定値を計算するとともに、その推定値と年齢との関連を検討することとした。ただし、この向社会的な強化学習課題における学習率パラメータは、

共感性との正の関連は認められているものの、実際の向社会行動との関連は未知である。他者の報酬を得るための学習成績や学習速度が高くとも、それが実際に他者へ金銭を分配するといった別の向社会行動と関連しているとは限らない。したがって本研究では、強化学習課題と同時に複数の経済ゲームも実施し、経済ゲームにおける他者への金銭分配と強化学習課題の成績との直接的な関連を分析することで、後者が実際に向社会行動の指標たりうるかも併せて検討した。これらの分析を通じて、(1) 経済ゲームにおける他者への分配金額と、向社会的な強化学習課題における成績が正の関連を示す、(2) 向社会的な強化学習課題における学習率パラメータの推定値が年齢と正の関連を示すという、二つの仮説を検討した。

方法

実験参加者

東京都町田市近郊の住居へのチラシのポスティングにて募集した小中学生 33 名が参加した。このうち、強化学習課題の内容の理解度が低かった参加者、また同課題の行動データの取得に失敗した参加者を除外した 30 名（男性 12 名、女性 18 名）を分析対象とした。分析対象者の年齢は 9 歳から 15 歳（平均年齢 \pm SD = 12.63 \pm 1.83 歳）であった。

測定項目

1. 経済ゲーム

参加者の向社会行動を測定するための経済ゲーム (Tanaka et al., 2023; Yamagishi et al., 2017) を 4 種類実施した。

(1a) 信頼ゲーム

信頼ゲーム (Trust Game, TG) は、信頼者と被信頼者のペアで行われる。信頼者は実験者から受け取った 1000 円のうち、匿名の相手にいくら預けるかを 100 円単位で決める。被信頼者は預けられた金額の 3 倍を受け取り、その内いくらを匿名の相手に返すか決める。本実験において、参加者はまず信頼者に割り当てられた上で意思決定を行い、その後被信頼者に割り当てられた。被信頼者としての意思決定には戦略法が用いられ、参加者は全ての可能な信頼者側の意思決定に対してそれぞれいくらを返金するかを決定した。信頼者として相手に預けた金額、および被信頼者として相手に返金すると決定した額の平均割合をそれぞれ向社会行動の指標とした。

(1b) 独裁者ゲーム

独裁者ゲーム (Dictator Game, DG) は、分配者と受け手のペアで行われる。参加者はまず紙を用いて、実験者から受け取った 1000 円を元手とした DG を 1 試行行った。ここでは参加者全員が分配者に割り当てられ、匿名の他者との間で元手をどのように分けるかを決定した。その後、参加者はコンピュータを使って別の DG を計 6 試行、それぞれ異なる他者との間で行った。各試行における元手は 300 円、400 円、600 円、700 円、1200 円、1300 円であり、これらの試行はランダムな順序で

行われた。すべての試行における意思決定が行われた後、参加者の役と相手の役がランダムに割り当てられ、参加者の意思決定に基づいて報酬が決定された。これら計7試行における分配者としての分配金額の平均割合を向社会行動の指標とした。

(1c) 公共財ゲーム

公共財ゲーム (Public Goods Game, PGG) では、複数のプレイヤーによって同時に意思決定が行われる。参加者はまず実験者から1000円を受け取り、それをどれだけグループに提供するかを決定した。グループの合計提供金額は2倍された後、すべてのプレイヤーに平等に分配された。PGGは4人以上のグループにて1試行実施された。参加者がグループに提供した金額を向社会行動の指標とした。

(1d) 囚人のジレンマゲーム

囚人のジレンマゲーム (Prisoner's Dilemma Game, PDG) では、二人のプレイヤーによって同時に意思決定が行われる。参加者は実験者から1000円を受け取り、このうちいくらを匿名の相手に提供するかを決めた。相手は提供された金額の2倍を受け取った。PDGは1試行で終了した。参加者が相手に提供した金額を向社会行動の指標とした。

2. 強化学習課題

参加者は、報酬が自身のものになる自己報酬条件と、匿名の他者のものになる他者報酬条件の両方を含む確率的強化学習課題を計128試行行った (Lockwood et al., 2016; Martins et al., 2022)。この課題では、各試行においてコンピューターの画面上に呈示された抽象図形のペアのうちどちらかを選択する。二つの図形のうち一方を選ぶと高い確率 (75%) で、もう一方を選ぶと低い確率 (15%) で報酬の10ポイントが得られる。参加者は図形と報酬獲得確率との対応を知らされず、各試行の意思決定後のフィードバック (報酬の10ポイントが得られたか否か) に基づきその対応を学習しなければならなかった。参加者はキーボードのfキーおよびjキーを押すことで左右どちらの図形を選ぶかを決定したが、図形のペアは毎試行ランダムに呈示位置の左右が入れ替えられた。

課題の全128試行は16試行ずつの計8ブロックに分けられ、各ブロックにおいてそれぞれ異なった図形ペア (Agathodaimon font: dafont.com/agathodaimon.font) が呈示された。すなわち参加者は、ブロックごとに図形と報酬獲得確率との対応を新たに学習する必要があった。また、8ブロック中半分の4ブロックが自己報酬条件、もう半分が他者報酬条件であった。各試行の意思決定画面の前に「ポイントはあなたのものになります」・「ポイントは相手のものになります」のいずれかの文面が呈示されることで、参加者は自身がいまどちらの条件のブロックに取り組んでいるかを知ることができた。参加者は実験前に、他者報酬条件における「相手」は同実験の別の参加者であること、ただしその人が同日の同セッションに参加しているとは限らないということを教示された。

1試行あたりの実験画面の流れを図1に示す。まず試行の最初に、この試行で得られるポイントが誰のものになるかが呈示された (2000ms)。その後、図形のペアの呈示画面に切り替わり、参加者の意思決定が行われた。意思決定後、選んだ側の図形が赤い枠で囲まれ (300ms)、十字の固視点図形のみが呈示される画面 (2500ms) を経てフィードバック画面に切り替わった (3000ms)。フィードバック

ク後、再び固視点図形のみが画面が呈示され（2000-4000ms）、1 試行が終了した。

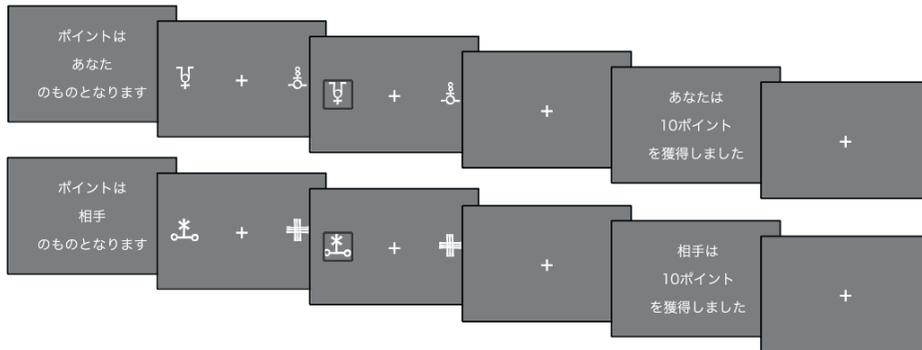


図1 強化学習課題の画面の流れ

課題は4ブロックごとに前半と後半に分けられ、前後半の間には1分の休憩時間が設けられた。課題においては自己報酬条件と他者報酬条件のブロックが交互に行われたが、前半においてどちらの条件のブロックが先となるかはランダムに決定された。また、どちらの条件のブロックが先に行われるかは前半と後半で逆転されていた。本番の課題の前には練習が設けられ、参加者は4試行×2ブロック（自己報酬条件+他者報酬条件1ブロックずつ）の課題に取り組んだ。

実験の手順

実験は2時間×2回のセッションに分けられ、それぞれ最低3日以上の間隔を空けて実施された。各セッションにおいて、参加者は複数の質問紙への回答、生理的指標（ホルモン・遺伝子）の計測のための唾液採取、複数の経済ゲームおよび強化学習課題に取り組んだ。経済ゲームと強化学習課題において、参加者はPower Pointにて作成されたインストラクションを自身で読むよう教示され、このうちDG以外の経済ゲームでは、参加者はインストラクションを読み終えた後に計6問のルール確認問題に回答した。問題を誤答した場合、実験者がその問題の解説を口頭で行った。

参加者が実験施設へ保護者とともに訪れた場合、保護者は施設の予備室にて実験終了まで待機した。各セッション終了後、参加者は実験施設までの交通費と謝礼（3000円分のQUOカード）を受け取った。経済ゲームおよび強化学習課題にて参加者が獲得したポイントは、今後実施する予定である全ての実験セッション終了後にその獲得量に応じた文房具と交換されると教示した（2023年11月7日現在、全ての実験セッションが終了していないため、この交換は行われていない）。なお、上記の測定項目のうち、生理的指標および一部の質問紙・経済ゲームのデータは別の研究目的のために用いたので、本稿においてこれらの分析結果については報告を行わない。

1セッション目

参加者は保護者とともに予備室へ到着したのち、インフォームド・コンセントを受けた上で同意書への記入を行った。その後、参加者は実験室へと移動し、(1) 複数の質問紙への回答、(2) TG、(3)

最後通牒ゲーム（本稿で報告しない経済ゲーム課題）、および（4）唾液の採取を行った。

2 セッション目

参加者は実験施設への到着後すぐに実験室へと移動し、（1）唾液の採取、（2）DG、（3）PGG、（4）PDG、および（5）強化学習課題を行った。

パラメータ推定

先行研究と同様の強化学習モデル（Lockwood et al., 2016; Martins et al., 2022）を当てはめることによって、参加者の学習率および逆温度パラメータを推定した。このモデルでは、ラウンド t でとられた二値の行動 A_t の主観的価値 $Q_t[A_t]$ が以下の式で更新される。

$$Q_{t+1}[A_t] = Q_t[A_t] + \alpha \cdot (r_t - Q_t[A_t])$$

右辺にある α は学習率、 r_t はラウンド t での報酬を示しており、 r_t と $Q_t[A_t]$ の差分に学習率 α を掛けた値が $Q_t[A_t]$ に加算され、次のラウンドの行動価値 $Q_{t+1}[A_t]$ となる。学習率は 0 から 1 の値をとり、この数値が大きいほど予測誤差の大きさを次の行動価値に反映させる程度が高くなり、学習の速度が上昇する。また、行動価値 $Q_{t+1}[A_t]$ は以下のソフトマックス関数により行動確率 $P_t[A_t]$ に変換される。

$$P_t[A_t=H] = \frac{1}{1 + \exp(-\beta \cdot (Q_t[A_t=H] - Q_t[A_t=L]))}$$

H および L は強化学習課題における選択肢である、高確率で報酬が獲得できる図形 (H) と低確率で報酬が獲得できる図形 (L) に対応している。上記式は、各選択肢を選ぶ行動価値の差分 $Q_t[A_t=H] - Q_t[A_t=L]$ と逆温度パラメータ (> 0) の大きさが行動確率 $P_t[A_t=H]$ を決めることを意味している。逆温度は行動のランダム性を反映するパラメータであり、この値が小さいほど意思決定がランダムに、すなわち行動価値の差分が行動確率に反映されなくなる。

また、先行研究に基づき、本研究では自己報酬条件と他者報酬条件における学習率、 α_{self} と α_{other} をそれぞれ別に推定した（Lockwood et al., 2016; Martins et al., 2022）。パラメータ推定には統計ソフト R version 4.2.1 (cran.r-project.org)、R の開発環境である RStudio version 2022.7.1 (posit.co/products/open-source/rstudio/) および R のベイズ統計モデリング用パッケージである RStan version 2.21.5 (mc-stan.org/users/interfaces/rstan) を用いた。

結果

まず、パラメータ推定値と課題成績（課題を通じて獲得した累積ポイント）の関連を検討するために、推定した全てのパラメータを説明変数とした条件ごとの課題成績に対する重回帰分析を行った。分析の結果、他者報酬条件の課題成績に対して、他者報酬条件の学習率パラメータの推定値が有意な

正の関連を示した ($\beta = .814, p < .001; R^2 = .630, p < .001$)。一方、自己報酬条件の学習率および逆温度パラメータの推定値には課題成績との有意な関連は認められなかった ($\alpha_{self}: \beta = -.093, n.s.; \beta: \beta = -.226, n.s.$) 自己報酬条件の課題成績を目的変数とした同様の分析の結果、全てのパラメータ推定値は課題成績と有意な関連を示さなかった ($\alpha_{self}: \beta = -.088, n.s.; \alpha_{other}: \beta = -.137, n.s.; \beta: \beta = .251, n.s.$)。ただし、自己報酬条件の課題成績を目的変数とした上記の重回帰モデルの適合指標は有意ではなかった ($R^2 = .094, n.s.$)。

次に、今回実施した強化学習課題の成績と学習率パラメータの推定値が、同様の課題および強化学習モデルを用いた先行研究の結果のパターンと一致しているか否かを検討した (図2)。Wilcoxonの符号順位検定の結果、課題成績 (課題を通じて獲得した累積ポイント) は他者報酬条件よりも自己報酬条件において有意に高かった ($Z = 3.692, p < .001, r = .477$)。学習率パラメータの推定値も同様に、他者報酬条件よりも自己報酬条件にて有意に高かった ($Z = 4.340, p < .001, r = .560$)。強化学習課題に関する自己バイアスを示すこれらのパターンは、同様の課題および強化学習モデルを用いた先行研究の結果と一貫している (Lockwood et al., 2016)。

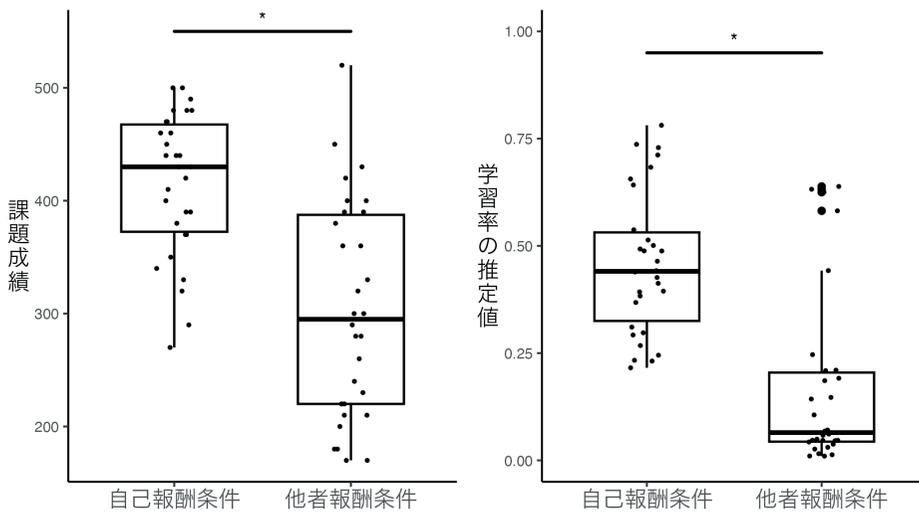


図2 条件ごとの課題成績および学習率の推定値

強化学習課題と向社会行動の関連

強化学習課題の成績やパラメータ推定値が経済ゲームにおける向社会行動とどのように関連しているかを検討するための分析を行った。先行研究に基づき、各経済ゲームの向社会行動の指標を標準化し、平均化した数値をさらに標準化することで、全てのゲーム共通の向社会行動の指標とした (Tanaka et al., 2023; Yamagishi et al., 2017)。まず、向社会行動と年齢の関係を検討するために相関分析を行ったところ、これらの間には有意な関連が認められなかった ($r = .209, n.s.$)。一方、課題成績と向社会行動との相関分析の結果、他者報酬条件の課題成績と向社会行動の間に有意な正の相関が認められた ($r = .384, p < .036$)。一方、自己報酬条件の課題成績と向社会行動の間には

有意な関連が認められなかった ($r = -.003, n.s.$)。向社会行動を目的変数、全てのパラメータ推定値を説明変数とした重分析分析の結果、有意な効果を持つパラメータは認められなかった ($\alpha_{self}: \beta = .033, n.s.; \alpha_{other}: \beta = .294, n.s.; \beta: \beta = .082, n.s.$)。ただし、この重回帰モデルの適合指標は有意ではなかった ($R^2 = .103, n.s.$)

年齢と強化学習課題の関連

相関分析の結果、課題成績と年齢の間には、自己報酬条件・他者報酬条件ともに有意な関連が認められなかった ($r = .145, n.s., r = .068, n.s.$)。同様に、自己報酬条件・他者報酬条件の学習率パラメータの推定値についても、年齢との間には有意な関連が認められなかった ($r = .264, n.s., r = .152, n.s.$)。逆温度パラメータと年齢の間には、有意な正の相関が認められた ($r = .476, p = .008$)。図3に各パラメータ推定値と年齢との散布図を示す。

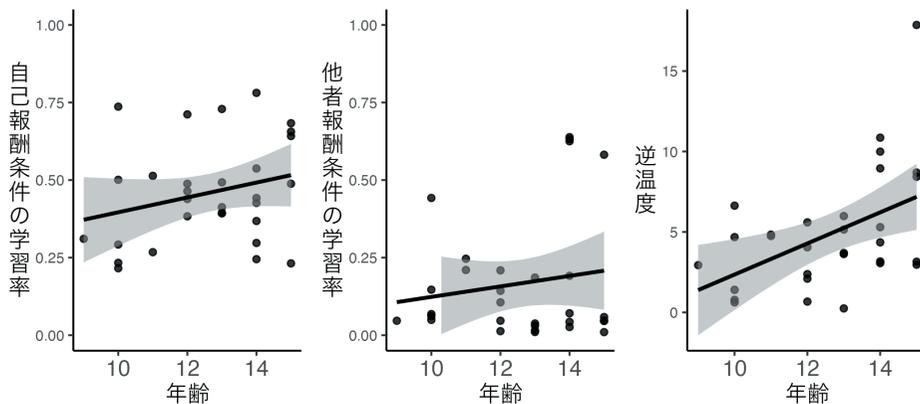


図3 各パラメータ推定値と年齢との関連

考 察

本研究の結果、他者報酬条件の学習率パラメータと年齢の間には有意な関連は見られなかったため、「向社会的な強化学習課題における学習率パラメータの推定値が年齢と正の関連を示す」という仮説(2)は支持されなかった。他者報酬条件の課題成績を同条件の学習率パラメータが有意に正に予測していたことから、推定されたパラメータ α_{other} を向社会的な強化学習のパフォーマンスに寄与する潜在的・計算論的プロセスのひとつとして捉えることに問題はないと考えられる。また、自己報酬条件と他者報酬条件の課題成績や学習率パラメータの推定値が先行研究と同様のパターンを示していたことから、今回実施した強化学習課題や採用したモデルについて、先行研究との構造的な差異があったために仮説を支持する結果が得られなかったということは考えにくい。さらに、「経済ゲームにおける他者への分配金額と、向社会的な強化学習課題における成績が正の関連を示す」という仮説(1)が結果によって支持されたことは、他者報酬条件における刺激と報酬との連合を学習し、報酬を獲得

することが実際に向社会的な行動の一部であることを示唆している。すなわち、本研究において推定した学習率パラメータ α_{other} は確かに向社会行動の潜在的・計算論的プロセスの構成要素の一つであると考えられるものの、このメカニズムの思春期世代における発達的变化は認められなかった。

このような結果が得られた理由として、本研究のサンプル数の少なさおよび参加者の年齢幅の狭さが挙げられる。予備実験の結果を受けて強化学習モデルをフィッティングする対象の課題を変更したことから、データを十分に得ることができなかった。また、思春期世代の向社会行動の発達的变化を検討した先行研究では、思春期初期（12歳-）から中期（15歳-17歳）にかけての向社会行動の増加が示されていた一方、本研究には思春期中期に相当する参加者が15歳5名、16-17歳0名と十分に含まれていなかった（Padilla-Walker et al., 2017）。これらの問題は、本研究においてそもそも経済ゲームの向社会行動と年齢との間にも有意な関連が見られず、先行研究と一貫しない結果が得られた原因としても考えることができる。他者報酬条件の学習率パラメータの推定値と年齢、経済ゲームの向社会行動と年齢の間の相関係数は、それぞれ有意ではなかったものの正の値を示していたことから、今後は思春期の参加者、特に思春期中期に相当する参加者のデータを十分に取得した上で同様の仮説を検討する必要がある。

学習率パラメータの推定値と年齢との間に有意な関連が認められなかった一方、逆温度パラメータの推定値は年齢と有意な関連を示していた。ただし、逆温度パラメータは学習率と異なり、自己報酬条件・他者報酬条件に分けて推定されていない。そのため、今回の結果のみから、向社会的な強化学習過程における意思決定のランダム性が、年齢とともに減少していると結論づけることはできない。実際に複数の先行研究において、通常の（自己報酬条件のみの）強化学習課題の逆温度パラメータが年齢とともに増加するという結果が示されている（Christakou et al., 2013; Decker et al., 2015; Javadi et al., 2014; Palminteri et al., 2016; Rodriguez Buritica et al., 2019）。向社会的な強化学習における逆温度と年齢の関連を詳細に検討するためには、自己報酬条件・他者報酬条件それぞれに別の逆温度パラメータを設けた強化学習モデルを仮定した上で、本研究と同様の分析を行う必要がある。

引用文献

- Bowles, S., & Gintis, H. (2011). *A Cooperative Species: Human Reciprocity and Its Evolution*. Princeton University Press.
- Christakou, A., Gershman, S. J., Niv, Y., Simmons, A., Brammer, M., & Rubia, K. (2013). Neural and psychological maturation of decision-making in adolescence and young adulthood. *Journal of cognitive neuroscience*, 25(11), 1807–1823.
- Decker, J. H., Lourenco, F. S., Doll, B. B., & Hartley, C. A. (2015). Experiential reward learning outweighs instruction prior to adulthood. *Cognitive, affective & behavioral neuroscience*, 15(2), 310–320.

- Javadi, A. H., Schmidt, D. H. K., & Smolka, M. N. (2014). Adolescents adapt more slowly than adults to varying reward contingencies. *Journal of cognitive neuroscience*, 26(12), 2670–2681.
- Lockwood, P. L., Apps, M. A., Valton, V., Viding, E., & Roiser, J. P. (2016). Neurocomputational mechanisms of prosocial learning and links to empathy. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(35), 9763–9768.
- Martins, D., Lockwood, P., Cutler, J., Moran, R., & Paloyelis, Y. (2022). Oxytocin modulates neurocomputational mechanisms underlying prosocial reinforcement learning. *Progress in neurobiology*, 213, 102253.
- Nowak, M.A. and Highfield, R. (2012) Super Cooperators: Altruism, Evolution, and Why We Need Each Other to Succeed. Free Press, New York.
- Padilla-Walker, L. M., Carlo, G., & Memmott-Elison, M. K. (2018). Longitudinal Change in Adolescents' Prosocial Behavior Toward Strangers, Friends, and Family. *Journal of research on adolescence*, 28(3), 698–710.
- Palminteri, S., Kilford, E. J., Coricelli, G., & Blakemore, S. J. (2016). The Computational Development of Reinforcement Learning during Adolescence. *PLoS computational biology*, 12(6), e1004953.
- Rodriguez Buritica, J. M., Heekeren, H. R., & van den Bos, W. (2019). The computational basis of following advice in adolescents. *Journal of experimental child psychology*, 180, 39–54.
- Schultz W. (2013). Updating dopamine reward signals. *Current opinion in neurobiology*, 23(2), 229–238.
- 田中大貴 (2023). 思春期における協力行動の計算論的プロセスの発達的变化 (中間報告) 発達研究 37, 91-94.
- Tanaka, H., Shou, Q., Kiyonari, T., Matsuda, T., Sakagami, M., & Takagishi, H. (2023). Right dorsolateral prefrontal cortex regulates default prosociality preference. *Cerebral cortex*, 33(9), 5420–5425.
- Yamagishi, T., Matsumoto, Y., Kiyonari, T., Takagishi, H., Li, Y., Kanai, R., & Sakagami, M. (2017). Response time in economic games reflects different types of decision conflict for prosocial and proself individuals. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(24), 6394–6399.