

学位論文要旨

外的基準による意思決定と内的基準による意思決
定の関係の解明
ー 計算論モデルに基づく検討 ー

広島大学大学院人間社会科学研究科
人文社会科学専攻 心理学プログラム

D202910 朱 建宏

目次

第1章	本研究の背景と目的.....	1
第1節	外的基準による意思決定と内的基準による意思決定の違いと類似性.....	1
第2節	外的および内的基準による意思決定と計算論モデル.....	2
第3節	本研究の目的.....	4
第2章	内的基準による意思決定のモデル化（研究1）.....	4
第1節	研究1の目的.....	4
第2節	研究1の方法.....	5
第3節	研究1の結果と考察.....	6
第3章	二種類の意思決定プロセスにおける個人の意思決定傾向の類似性（研究2）.....	7
第1節	研究2の目的.....	7
第2節	研究2の方法.....	7
第3節	研究2の結果と考察.....	8
第4章	外的基準による意思決定を通して学習された価値が内的基準による意思決定に与える影響（研究3）.....	9
第1節	研究3の目的.....	9
第2節	研究3の方法.....	9
第3節	研究3の結果と考察.....	10
第5章	内的基準による意思決定を通して学習された価値が外的基準による意思決定に与える影響（研究4）.....	13
第1節	研究4の目的.....	13
第2節	研究4の方法.....	13
第3節	研究4の結果と考察.....	14
第6章	総合考察.....	16
引用文献	19

第1章 本研究の背景と目的

第1節 外的基準による意思決定と内的基準による意思決定の違いと類似性

私たちは日々選択を繰り返している。外的環境において定められた価値基準に沿って正しい選択をしようとする場合もあれば（外的基準による意思決定, *externally guided decision-making*, EDM), 好みといった自分の価値基準により選択する場合もある（内的基準による意思決定, *internally guided decision-making*, IDM)。これら二種類の意思決定はその神経基盤からも区別されているが (Nakao et al., 2012), 意思決定の後に価値の学習が生じるという点で類似している。EDMでは選択後に与えられるフィードバックに基づいて価値の更新がなされ (e.g., Behrens et al., 2007; Nakao et al., 2012), IDMでは自分で選択したものの価値が上昇し, 選択しなかったものの価値が低下することが知られている (Brehm et al., 1956; Colosio et al., 2017; Miyagi et al., 2017)。

このような価値の学習の類似性から, これら二種類の意思決定には個人の意思決定の傾向が同じように反映されている可能性がある。例えば, EDMで過去よりも直近に学習した価値を重視する人はIDMでも同様の傾向がある可能性が考えられる。

また, IDMでもEDMと類似した報酬に関わる神経活動が価値の形成に寄与している可能性が示唆されていることから (e.g., Miyagi et al., 2017; Nakao et al., 2016), これら二種類の意思決定で学習された価値は明確に区別されてはおらず, EDMで学習した価値がIDMに影響を与え

る，または IDM で学習した価値が EDM に影響を与える，といった価値基準間の影響関係が存在する可能性も考えられる。

しかし，これまで EDM と IDM は個別の研究領域として検討されてきたことから，用いられる刺激や手続きが異なり，それらの関係性については検討されてこなかった。

第2節 外的および内的基準による意思決定と計算論モデル

価値の変化が伴う意思決定プロセスについて，EDM に関しては計算論モデル（数式により情報処理プロセスを表現したモデル）を用いた行動データの解析がなされ，数理的な理解が進んできた（Daw & Doya, 2006）。EDM の学習過程は強化学習（Reinforcement Learning, RL）モデルで説明され，一般的な RL モデルは式 1 で表される。

$$V_i^{EDM}(t+1) = V_i^{EDM}(t) + \alpha(r - V_i^{EDM}(t)) \quad (\text{式 1})$$

V_i^{EDM} は EDM を通して学習された刺激 i の価値， t は現在の試行番号， α は学習率（一度の意思決定後に価値を更新する程度）， r は報酬を表す。この RL モデルでは，過去の経験から学習された刺激の価値（例えば，80%の確率で1ドルの報酬が得られる刺激 i の価値 V_i^{EDM} が十分に学習されると 0.8 に近い値となる）が意思決定の基準となり，現時点での価値と意思決定後に得られた報酬との差（ $r - V_{EDM}(t)$ ）に基づいて価値が更新される。RL モデルは選択系列の行動データに計算論モデルを適用する計算論モデル解析によって，その妥当性が検証されている（Dayan & Abbott, 2005; Dayan & Balleine, 2002; Daw & Doya, 2006）。

RL モデルの計算論モデル解析では式 2 を用いて、各試行で参加者が選択した刺激の価値 ($V_{chosen}(t)$) と選択しなかった刺激の価値 ($V_{rejected}(t)$) の差分から、参加者が選択した刺激をモデルが選択する確率 P_{chosen} を算出する。式 2 の β は逆温度と呼ばれ、選択に価値が反映される程度を表す。 β が小さくなるほど選択はランダムになる。

$$P_{chosen} = \frac{1}{1 + \exp(-\beta(V_{chosen}(t) - V_{rejected}(t)))} \quad (\text{式 2})$$

計算論モデル解析ではこの P_{chosen} の対数を全試行分加算したものが最大となるように (参加者の選択とモデルの選択がなるべく一致するように)、学習率や逆温度といったモデルのパラメータの推定を行う。それらの推定されたパラメータを用いることで各試行における刺激の価値の数値化も可能となる。

IDM については計算論モデルとして Choice-based Learning (CBL) モデル (式 3) が提案されている (Nakao et al., 2016, 2019)。

$$V_i^{IDM}(t+1) = V_i^{IDM}(t) + \alpha(c - V_i^{IDM}(t)) \quad (\text{式 3})$$

V_i^{IDM} は IDM を通して学習された刺激 i の価値、 c は選択結果 (選択されたものは 1, 選択されなかったものは 0) を表す。CBL モデルは RL モデルを基にしたものであるが、RL とは異なり、外的環境からのフィードバックである報酬 (r) の代わりに自己の選択 (c) が用いられる。すなわち、CBL モデルでは、選択されたものが正答、選択されなかったものが誤答と扱われるように価値が更新される。

しかし，IDMでは食品などの実験開始時点で日常経験によって形成された好みに違いのある刺激が数多く用いられてきたため，実験時にIDMで提示される刺激間には価値の初期値に違いがあった。そのような初期値の違いは学習率といったモデルのパラメータの推定値に影響することが指摘されており (Katahira et al., 2017)，また数多くの刺激について好みの初期値を推定することは極めて困難である。そのため，CBLモデルについてはこれまでに，行動データに当てはめる計算論モデル解析による検証は行われてこなかった。

第3節 本研究の目的

本研究では，IDMの計算論モデルであるCBLモデルの検証（研究1）と，EDMとIDMの関係を明らかにすること（研究2，3，4）を目的とする。EDMとIDMの関係については，二種類の意思決定プロセスにおける個人の意思決定傾向の類似性（研究2），EDMを通して学習された価値のIDMへの影響（研究3），IDMを通して学習された価値のEDMへの影響（研究4）について検討を行う。

第2章 内的基準による意思決定のモデル化（研究1）

第1節 研究1の目的

研究1の目的は，IDMにおけるCBLモデルの検証を行うことである。具体的には，好みの初期値に違いがないことが想定できる無意味図形に対する好み判断課題を参加者に課し，その行動データにCBLモデルを適用した計算論モデル解析により検証を行う。

また，IDM の先行研究では，選択されたものの価値のみ (Nakamura & Kawabata, 2013)，もしくは選択されなかったものの価値のみ (Izuma et al., 2010) に価値の変化が生じることも報告されている。そのため，本研究では計算論モデル解析により，選択されたものと選択されなかったものの両方の価値が変化するか否かについても検討する。

第2節 研究1の方法

参加者 大学生 48 名 (女性 27 名，平均年齢 21 歳， $SD = 2.81$) が実験に参加した。

刺激 15 種類の無意味図形を使用した。

手続き IDM 課題 (好み判断課題) を行った。各参加者に 2 枚の無意味図形を左右に提示し，直感でより好ましい方を選択するように求めた。

105 試行分の刺激の組み合わせを 15 種類の刺激から作成した。各刺激は 14 回提示され，刺激の組み合わせは毎試行異なっていた。

計算論モデル解析 IDM における CBL モデルを検証するため，4 つの CBL モデルと統制モデルを用意した。CBL モデルについては，選択されたものの価値の上昇のみ (CBL 1-1)，もしくは選択されなかったものの価値の低下のみ (CBL 1-2) が生起するモデル，およびその両方の価値の変化が生じるモデル (CBL 1-3, CBL 1-4) を用意した。CBL 1-3 は選択したものと選択されなかったものの学習率が同じモデル，CBL 1-4 はそれらの学習率が異なるモデルであった。各刺激の初期値を 0.5 に設定し，式 2 と階層ベイズ法を用いて各参加者の学習率と逆温度を推定した。統制モデルは以前の試行で選択された割合を各刺激の価値とするモデルで

あった。モデルのあてはまりの良さは WBIC (広く使えるベイズ情報量規準) により評価した。WBIC は値が小さいほどモデルへのあてはまりがよいことを示す。

第3節 研究1の結果と考察

計算論モデル解析から、CBL 1-3 が他のモデルよりもデータへのあてはまりが良いことが示された (Figure 1)。この結果から、CBL モデル、特に選択されたものと選択されなかったものの両方の価値が変化する CBL モデルが、IDM の計算論モデルとして相対的に妥当であることが示された。

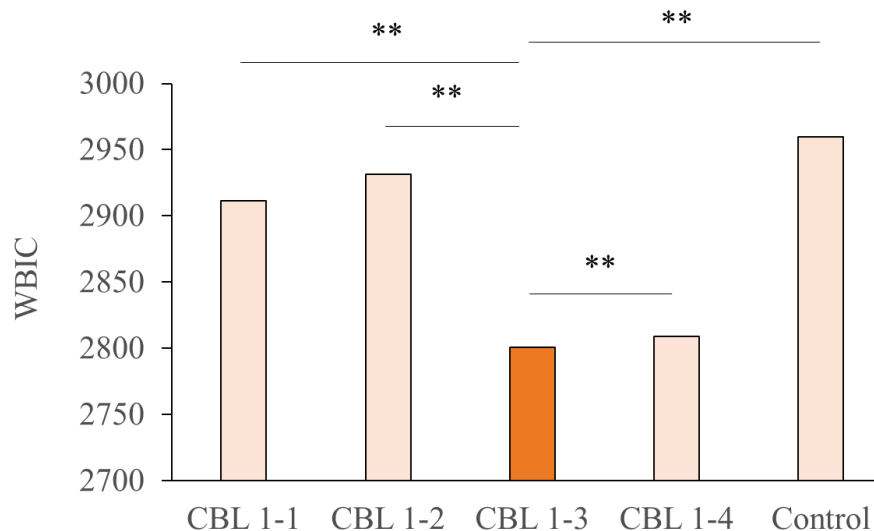


Figure 1. 研究1におけるモデル比較の結果。**はベイズファクター (BF) の結果を示しており、データを説明するモデルとして CBL 1-3 モデルが他のモデルよりも 150 倍以上ふさわしかったことを示す。

第3章 二種類の意思決定プロセスにおける個人の意思決定傾向の類似性

(研究2)

第1節 研究2の目的

EDMとIDMとで個人の意思決定の傾向に類似性が認められるのかを明らかにする。具体的には、個人の意思決定の傾向を反映しているパラメータ（学習率と逆温度）を推定し、二種類の意思決定間でパラメータに正の相関が認められるのかを検討する。

第2節 研究2の方法

参加者 大学生 35名（女性 19名，平均年齢 20.20歳， $SD = 1.55$ ）が実験に参加した。

刺激 19種類の無意味図形を使用した。

手続き EDM課題（ギャンブル課題）とIDM課題（好み判断課題）を実施した（Figure 2）。二種類の意思決定では異なる刺激セットを用いた。課題の実施順序は参加者間でカウンターバランスをとった。IDM課題は研究1と同様であった。EDM課題では4つの刺激から2つずつをペアにし、それぞれ102試行提示した。参加者にはなるべく正解となる（+1のフィードバックが提示される）選択肢を選ぶように求めた。不正解の場合は0が提示された。2つの刺激ペアではそれぞれ60% vs. 40%，80% vs. 20%の確率で+1が提示された。

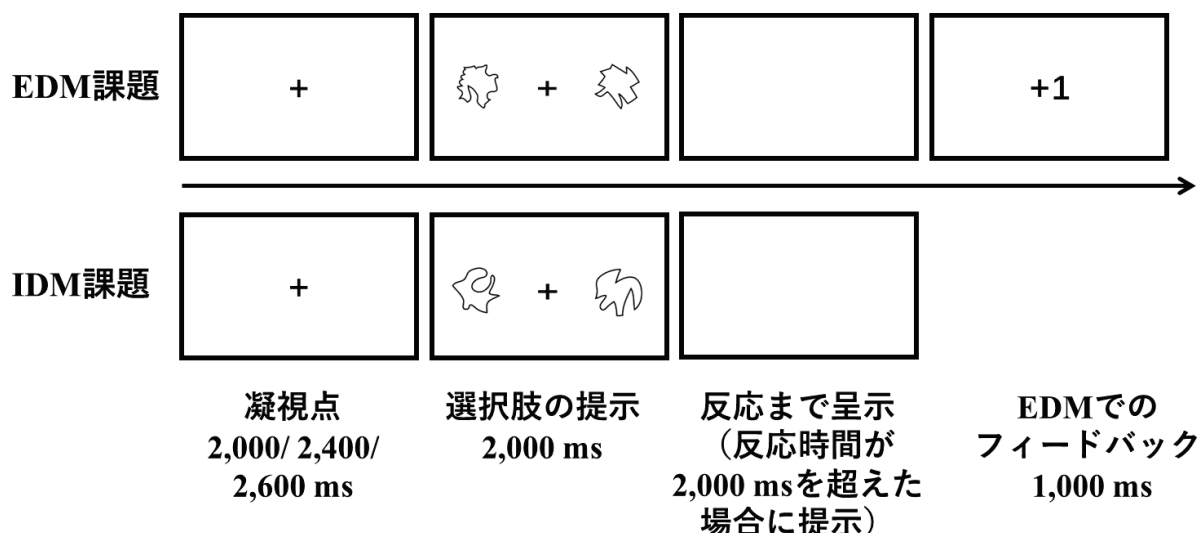


Figure 2. EDM 課題 と IDM 課題 の 1 試行 の 例 。

第 3 節 研究 2 の 結果 と 考 察

EDM と IDM とで個人の意思決定の傾向の類似性を検討するため、EDM では RL モデルを、IDM では研究 1 で採用された CBL 1-3 を用いて、学習率と逆温度を階層ベイズ法で推定し、各モデルで推定したパラメータ間の順位相関分析を実施した。その結果、二種類の意思決定間で逆温度には正の相関が認められたが ($\rho = 0.40, p < .01$)、学習率については有意な相関が認められなかった ($\rho s < .25, p s > .05$)。逆温度の結果から、EDM で価値を選択に反映させる人 (逆に言えば、価値とは無関係にランダムに選択していない人) ほど、IDM でも価値を反映させていることが明らかとなった。

学習率には有意な相関が認められなかったが、その理由としては次の二つの可能性が考えられる。一つ目は IDM における一度の選択による価値の変化量はそもそも小さいことから (Izuma & Murayama, 2013)、学

習率の個人差を正確に推定することが困難であった可能性である。二つ目としては、異なる EDM 課題間での学習率にも有意な相関が認められない (Eckstein et al., 2021) ことから、学習率は個人の意思決定傾向よりも課題の性質に依存するパラメータであり、そのため EDM と IDM とにも相関が認められなかった可能性が考えられる。

第4章 外的基準による意思決定を通して学習された価値が内的基準による意思決定に与える影響 (研究3)

第1節 研究3の目的

EDMにおける価値がIDMに影響するのか、影響する場合にはどのような影響が認められるのかを明らかにする。

第2節 研究3の方法

参加者 大学生 38 名 (女性 21 名, 平均年齢 20.79 歳, $SD = 2.27$) が実験に参加した。

刺激 15 種類の無意味図形を使用した。

手続き EDM 課題の後に IDM 課題を実施した。各課題は研究 2 と同様であった。ただし、研究 2 とは異なり、EDM で提示した 4 つの刺激は IDM でも提示した。また、EDM 課題における刺激ペアの正答になる確率は、それぞれ 80% vs. 20%, 90% vs. 10%とした。

計算論モデル解析 研究 1 で採用された CBL 1-3 を基に 4 つの CBL モデルを作成して比較した (Table 1)。CBL 3-1 は、EDM で学習された価値の

違いが IDM における価値に反映されないことを表したモデルであり，IDM におけるすべての刺激の初期値が同じパラメータ η として推定された。CBL 3-2 は，EDM で学習された高い価値のみが IDM における初期値に反映されることを表したモデルであり，IDM における高確率刺激の初期値が η として推定され，その他の刺激の初期値は 0.5 に固定された。CBL 3-3 は，EDM で学習された低い価値のみが IDM における初期値に反映されることを表したモデル，CBL 3-4 は EDM で学習された価値がそれぞれ IDM における初期値に反映されることを表したモデルであった。その他は研究 1 と同様であった。

Table 1. 研究 3 における各モデルで推定する初期値の設定の違い

モデル	新奇刺激	高確率刺激	低率刺激
CBL 3-1	η	η	η
CBL 3-2	0.5	η	0.5
CBL 3-3	0.5	0.5	η
CBL 3-4	0.5	η_1	η_2

第 3 節 研究 3 の結果と考察

まずは，EDM で学習された価値が IDM における選択率に影響するのかを検討するため，IDM 課題のデータについて，EDM 課題でも使用された刺激（90%と 80%の高確率刺激，10%と 20%の低確率刺激）と IDM 課題における新奇刺激の選択率を比較した。Holm 法による多重比較の結果，EDM における高確率刺激（0.66）が，低確率刺激（0.47）と新奇刺激

(0.48) よりも好まれていた ($ts(37) > 4.21$, $adjusted\ ps < .01$, $ds > .89$)。

この結果から，EDM で学習された価値が IDM に影響することが示された。

次に，EDM における価値が IDM にどのように影響するのかを検討するため，計算論モデル解析を行った。その結果，CBL 3-2 (EDM で学習された高い価値のみが IDM に影響するモデル) が，最も行動データへのあてはまりが良いことが明らかとなった (WBIC は CBL 3-1 で 2189.52, CBL 3-2 で 2174.51, CBL 3-3 で 2194.00, CBL 3-4 で 2185.79 であり， BF の結果から CBL 3-2 が他のモデルよりも 79200 倍以上，データを説明するモデルとしてふさわしいことが示された)。

さらに，EDM の価値が IDM の初期値に反映されることで，その後の IDM における価値の変化や IDM 課題終了時点の最終価値にまで影響するのかを検討するため，CBL 3-2 モデルを用いた解析により，IDM における各刺激の初期値と最終価値を算出した。そして，2 つの解析を行った。まず，報酬確率 (高確率，低確率) \times 価値タイプ (初期値，最終価値) の参加者内 2 要因分散分析を実施した。その結果，交互作用 ($F(1, 37) = 10.50$, $p < .01$, $\eta_p^2 = .22$) が有意であり，高確率刺激においてのみ初期値よりも最終価値が有意に高くなっていた (Figure 3a, $F(1, 74) = 7.80$, $p < .01$, $\eta_p^2 = .17$)。これらの結果から，EDM における高確率刺激の価値の高さが IDM の初期値に反映されたことで，その後も IDM で選択される頻度が高くなり，IDM においてさらに価値が高まっていたことが明らかとなった。

次に，高確率と低確率の刺激だけでなく，新奇刺激も含めて最終価値を比較するため，11 種類の新奇刺激について参加者ごとに最終価値

が一番高い刺激 (N1) から一番低い刺激 (N11) まで順位付けし、最終価値について Holm 法による多重比較を行った。その結果、高確率刺激は IDM での新奇刺激のうち最も価値の高い N1 より価値が低かったが ($t(37) = -2.88$, adjusted $p < .05$, $d = -.74$), N5 から N11 よりは高かった (Figure 3b, $t_s(37) > 3.13$, adjusted $p_s < .05$, $d_s > .85$)。つまり、EDM を通して価値の高さが学習された刺激は IDM の最終試行でも高い価値を有していたが、IDM での新奇刺激のうち最も価値の高いものほどは好まれていなかった。

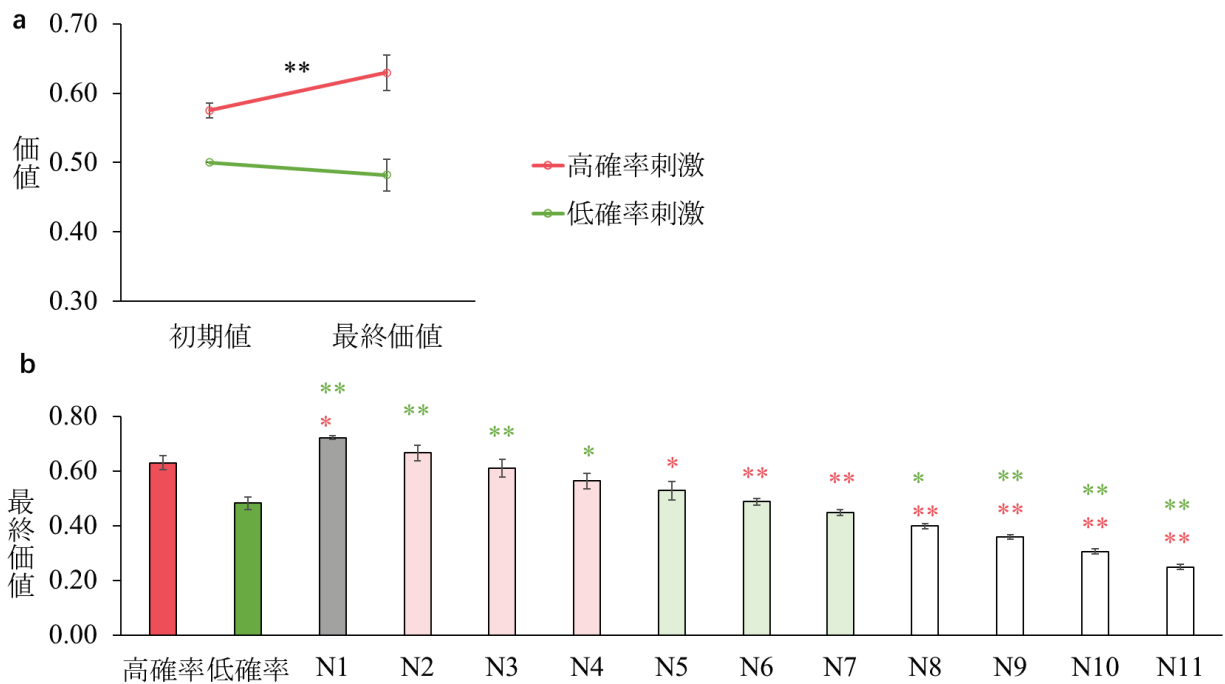


Figure 3. CBL 3-2 モデルで推定された各刺激の価値 (* $p < .05$, ** $p < .01$, エラーバーは標準誤差を示す)。a) EDM でも提示されていた刺激の初期値と最終価値の比較。b) IDM における新奇刺激も含めた最終価値の比較。N は新奇刺激を表しており、番号は最終価値の高さの順位を示す。赤の*は高確率刺激、緑の*は低確率刺激と比較した p 値を示す。

第5章 内的基準による意思決定を通して学習された価値が外的基準による意思決定に与える影響 (研究4)

第1節 研究4の目的

IDMにおける価値がEDMに影響するのか、影響する場合にはどのような影響が認められるのかを明らかにする。

第2節 研究4の方法

参加者 大学生42名(女性28名, 平均年齢20.64歳, $SD = 1.86$)が実験に参加した。

刺激 18枚の無意味図形を使用した。

手続き IDM課題の後にEDM課題を実施することを2回繰り返した。

IDM課題では105試行分の刺激の組み合わせを7種類の刺激から作成し, 21試行からなるブロックに分けて実施した。各刺激は30回提示され, 刺激の組み合わせは各ブロック内で異なっていた。EDM課題ではIDM課題で最も好まれた刺激と最も好まれなかった刺激のペアと, 2つの新奇刺激からなるペアをそれぞれ50試行提示した。すべての刺激ペアは70% vs. 30%の確率で正答を表す+1が提示された。EDM課題は2種類あり, IDM課題で最も好まれた刺激が70%, 好まれなかった刺激が30%の確率で報酬がもらえる「好まれた刺激高確率課題」と, IDM課題で好まれた刺激が30%, 好まれなかった刺激が70%の確率で報酬がもらえる「好まれた刺激低確率課題」があった。この2種類のEDM課題の実施順序は参加者間にカウンターバランスをとった。

計算論モデル解析 RLモデルを基に4つのモデルを作成して比較した

(Table 2)。RL 4-1 は，IDM で学習された価値の違いが EDM の初期値に反映されないことを表したモデルであり，EDM におけるすべての刺激の初期値が同じパラメータ η として推定された。RL 4-2 は，IDM で学習された高い価値のみが EDM の初期値に反映されることを表したモデルであり，IDM 課題で最も選択された刺激の EDM 課題における初期値が η_1 ，その他の刺激が η_2 として推定された。RL 4-3 は，IDM で学習された低い価値のみが EDM の初期値に反映されることを表したモデル，RL 4-4 は，IDM で学習された高い価値と低い価値がそれぞれ EDM の初期値に反映されることを表したモデルであった。その他は研究 1 と同様であった。

Table 2. 研究 4 における各モデルで推定する初期値の設定の違い

モデル	新奇刺激	好まれた刺激	好まれなかった刺激
RL 4-1	η	η	η
RL 4-2	η_2	η_1	η_2
RL 4-3	η_1	η_1	η_2
RL 4-4	0.5	η_1	η_2

第3節 研究 4 の結果と考察

まず，IDM で学習された価値が EDM に影響するのかを検討するため，正答率について EDM 課題（好まれた刺激高確率課題，好まれた刺激低確率課題）×刺激の種類（IDM で提示された刺激，新奇刺激）の参加者内 2 要因分散分析により比較した。その結果，有意な交互作用が

認められ ($F(1, 41) = 4.29, p < .05, \eta_p^2 = .10$), IDM で提示された刺激の正答率は, 好まれた刺激低確率課題 (0.56) の方が好まれた刺激高確率課題 (0.62) よりも低かった ($F(1, 82) = 36.23, p < .01, \eta_p^2 = .47$)。この結果は, IDM で好んだ刺激が EDM での価値が低い場合には, そうでない場合よりも EDM の正答率が下がることを示しており, IDM における価値が EDM に影響することが明らかとなった。

次に, IDM で学習された価値が EDM にどのように影響するのかを検討するため, 計算論モデル解析を行った。その結果, IDM 課題で好まれた刺激の初期値のみが, 他の刺激の初期値と異なる RL 4-2 が最もあてはまりが良いことが明らかとなった (WBIC は RL 4-1 で 4772.00, RL 4-2 で 4770.02, RL 4-3 で 4784.01, RL 4-4 で 4817.09 であり, *BF* の結果から RL 4-2 モデルが, RL 4-3 や RL 4-4 よりも 1.19×10^6 倍以上, RL 4-1 よりも 10.80 倍, データを説明するモデルとしてふさわしいことが示された)。このことから, IDM における高い価値のみが, EDM における初期値に反映されていたと考えられる。

さらに, IDM の価値が EDM の初期値に反映されることで, その後の EDM における価値の変化や最終的な価値にまで影響するのかを検討した。RL 4-2 モデルを用いた解析から, EDM における刺激の初期値と最終価値を算出した。それらの価値について, 各 EDM 課題 (好まれた刺激高確率課題, 好まれた刺激低確率課題) で, 刺激の種類 (IDM で提示された刺激, 新奇刺激) \times 報酬確率 (高確率, 低確率) \times 価値タイプ (初期値, 最終価値) の参加者内 3 要因分散分析を実施した。その結果, 好まれた刺激高確率課題 (Figure 4a), 好まれた刺激低確率課題 (Figure 4b) の両方において, 刺激の種類 \times 報酬確率を組み合わせた全条件にお

ける初期値と最終価値の間に有意差が認められた ($F_s(1, 41) > 10.04, p_s < .01, \eta_p^2s > .19$)。また，初期値では IDM で価値の高かった刺激が他の刺激よりも価値が高かったが ($F_s(1, 41) > 2242.69, p_s < .01, \eta_p^2s > .98$)，最終価値ではその影響は認められず，EDM における報酬確率の効果のみが認められた ($F_s(1, 41) > 63.79, p_s < .01, \eta_p^2s > .61$)。

以上の結果から，IDM で学習された高い価値は EDM の初期値として反映され，その刺激が EDM で低確率刺激となった場合には，IDM と EDM における価値の食い違いから EDM の正答率が下がるものの，EDM を通して価値が学習されることにより，EDM 課題終了時には IDM の価値の影響は残っていないことが明らかとなった。

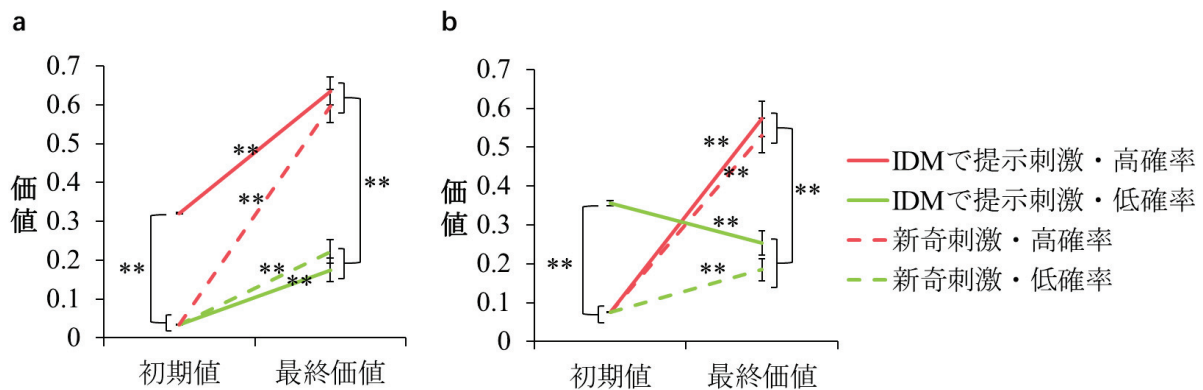


Figure 4. RL 4-2 モデルで推定された各刺激の価値 (** $p < .01$, エラーバーは標準誤差を示す)。a) 好まれた刺激高確率課題，b) 好まれた刺激低確率課題。

第6章 総合考察

本研究では IDM の計算モデルである CBL モデルの妥当性を検証し

た上で（研究 1），EDM と IDM とで価値を選択に反映させる程度に類似性が認められることを示した（研究 2，Figure 5）。さらに研究 3 では，外的環境からのフィードバックを通して形成された高い価値が，個人の内的な価値（好み）に反映され，好ましいものとして選択されることで，更に価値が高まる，というプロセスの存在が明らかとなった。ただし，そのような刺激の最終的な価値は，IDM のみを通して学習された最も好まれた刺激の最終価値ほどは高くなかった。このことから，外的環境における価値基準の影響を受けていない好みの強さも明らかとなった。

研究 4 では研究 3 の結果と類似して，IDM を通して学習された高い価値が EDM の初期値に反映されことが示された。しかし，研究 3 の場合とは異なり，IDM の価値の高さの影響は，EDM の最終試行までは残ってなかった。このことから，IDM を通して形成された好みは，外的環境から与えられる価値基準が不明確な初期段階には影響するが，外的基準の学習を続けるうちに好みの影響は消失すると考えられる。

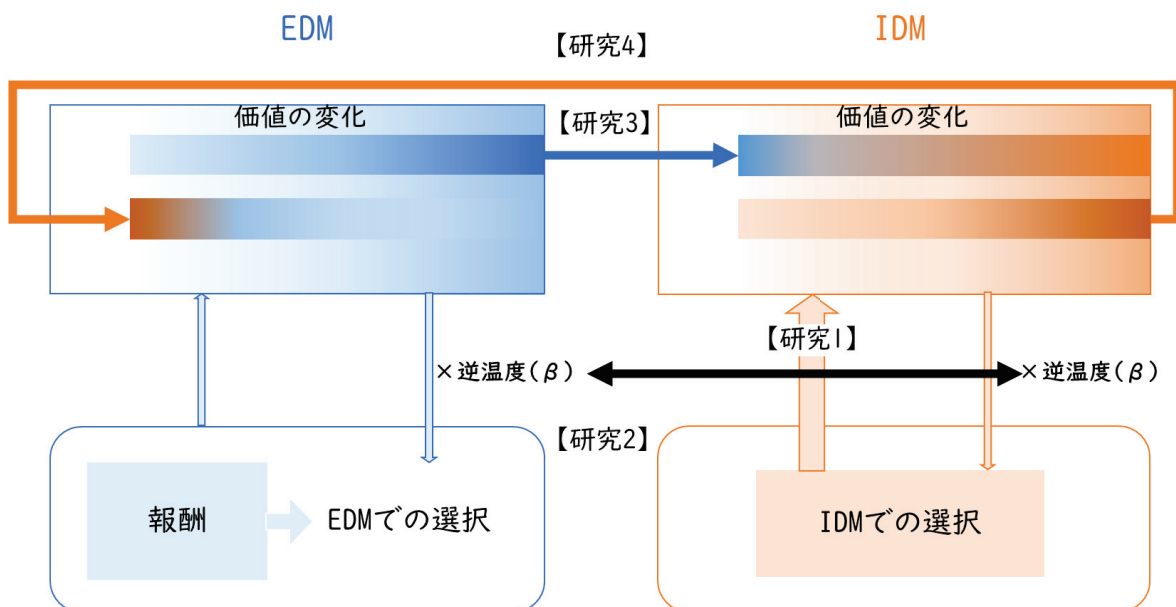


Figure 5. 本研究で明らかとなった二種類の意思決定間の関係

これらの成果はこれまでその関係性が不明であった EDM と IDM の関係の一端を明らかにしたものであり、人の意思決定プロセスの統合的な理解をもたらすものである。また、本研究で構築された計算論モデルは、人の脳内における複雑な意思決定プロセスの検討にも利用可能なものであり、さらなる意思決定プロセスの解明に寄与するであろう。

今後の課題として以下の 3 点があげられる。まず、本研究では無意味図形を用いることで、IDM における好みの初期値の違いの影響を最小化した。第一印象によって好みが形成されていた可能性を否定することはできない。その可能性を検討するためには、試行の初期段階での学習率が大きく、その後の学習率は小さくなるようなモデルでの検討も必要になるだろう。

次に、本研究の結論は、本研究で用いた課題の性質に依存している点に注意が必要である。例えば、研究 3 では EDM の高い価値のみが IDM の初期値に反映されたが、それは EDM 課題において正解の場合には +1 を提示する一方で、不正解の場合には損失 (-1) ではなく 0 と提示したことが影響している可能性がある。EDM において参加者が損失を避けるために積極的に低確率刺激を避けるような課題であれば、EDM の低い価値が IDM にも反映される可能性がある。また、研究 4 における EDM 課題での報酬がもらえる確率は 70% と 30% であったが、60% と 40% といったように、より不確実な事態であれば、IDM の価値の影響がより強く EDM で認められた可能性も考えられる。

最後に、本研究では二種類の意思決定を通して学習された価値が完全に独立したものではなく、相互に影響することが明らかとなったが、

それらの価値が同じ価値として表象されているのか，それぞれに独自の部分もあるのかは明らかになっていない。具体的には，例えば IDM で最も価値の高かった刺激が，EDM で価値の低いものとして学習させられた場合，その後の IDM においては元の IDM における高い価値が維持されていれば，IDM における価値の独自性が示唆されるだろう。

以上の点について更に検討を重ねることにより，意思決定プロセスの統合的理解が更に進むことが期待される。

引用文献

- Behrens, T. E. J., Woolrich, M. W., Walton, M. E., & Rushworth, M. F. S. (2007). Learning the value of information in an uncertain world. *Nature Neuroscience*, *10*(9), 1214–1221. doi:[10.1038/nn1954](https://doi.org/10.1038/nn1954)
- Brehm, J. W. (1956). Postdecision changes in the desirability of alternatives. *Journal of Abnormal Psychology*, *52*(3), 384–389. doi:[10.1037/h0041006](https://doi.org/10.1037/h0041006)
- Colosio, M., Shestakova, A., Nikulin, V. V., Blagovechtchenski, E., & Klucharev, V. (2017). Neural mechanisms of cognitive dissonance (revised): An EEG study. *Journal of Neuroscience*, *37*(20), 5074–5083. doi:[10.1523/JNEUROSCI.3209-16.2017](https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.3209-16.2017)
- Daw, N. D., & Doya, K. (2006). The computational neurobiology of learning and reward. *Current Opinion in Neurobiology*, *16*(2), 199–204. doi:[10.1016/j.conb.2006.03.006](https://doi.org/10.1016/j.conb.2006.03.006)
- Dayan, P., & Abbott, L. F. (2005). *Theoretical neuroscience: Computational*

and mathematical modeling of neural systems. MIT press.

- Dayan, P., & Balleine, B. W. (2002). Reward, motivation, and reinforcement learning. *Neuron*, 36(2), 285–298. doi:[10.1016/S0896-6273\(02\)00963-7](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(02)00963-7)
- Eckstein, M. K., Master, S. L., Xia, L., Dahl, R. E., Wilbrecht, L., & Collins, A. G. (2021). Learning rates are not all the same: The interpretation of computational model parameters depends on the context. *bioRxiv*, 446162 doi:[10.1101/2021.05.28.446162](https://doi.org/10.1101/2021.05.28.446162)
- Izuma, K., Matsumoto, M., Murayama, K., Samejima, K., Sadato, N., & Matsumoto, K. (2010). Neural correlates of cognitive dissonance and choice-induced preference change. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 107(51), 22014–22019. doi:[10.1073/pnas.1011879108](https://doi.org/10.1073/pnas.1011879108)
- Izuma, K., & Murayama, K. (2013). Choice-induced preference change in the free-choice paradigm: A critical methodological review. *Frontiers in Psychology*, 4, 41. doi:[10.3389/fpsyg.2013.00041](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00041)
- Katahira, K., Bai, Y., Nakao, T. (2017). Pseudo-learning effects in reinforcement learning model-based analysis: A problem of misspecification of initial preference. *PsyArXiv*. 1-22. doi: 10.31234/osf.io/a6hzq
- Miyagi, M., Miyatani, M., & Nakao, T. (2017). Relation between choice-induced preference change and depression. *PLOS ONE*, 12(6), e0180041. doi:[10.1371/journal.pone.0180041](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0180041)
- Nakamura, K., & Kawabata, H. (2013). I choose, therefore I like: Preference for faces induced by arbitrary choice. *PLoS ONE*, 8(8), e7207.

[doi:10.1371/journal.pone.0072071](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0072071)

- Nakao, T., Kanayama, N., Katahira, K., Odani, M., Ito, Y., Hirata, Y., Nasuno, R., Ozaki, H., Hiramoto, R., Miyatani, M., & Northoff, G. (2016). Post-response $\beta\gamma$ power predicts the degree of choice-based learning in internally guided decision-making. *Scientific Reports*, 6(1), 32477. doi:[10.1038/srep32477](https://doi.org/10.1038/srep32477)
- Nakao, T., Miyagi, M., Hiramoto, R., Wolff, A., Gomez-Pilar, J., Miyatani, M., & Northoff, G. (2019). From neuronal to psychological noise—Long-range temporal correlations in EEG intrinsic activity reduce noise in internally guided decision making. *NeuroImage*, 201, 116015. doi:[10.1016/j.neuroimage.2019.116015](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2019.116015)
- Nakao, T., Ohira, H., & Northoff, G. (2012). Distinction between externally vs. internally guided decision-making: Operational differences, meta-analytical comparisons and their theoretical implications. *Frontiers in Neuroscience*, 6, 31. doi:[10.3389/fnins.2012.00031](https://doi.org/10.3389/fnins.2012.00031)