

記憶の制約がヒューリスティックの合理性を促進する

本田 秀仁¹, 藤崎 樹², 松香 敏彦³, 植田 一博²
Hidehito Honda, Itsuki Fujisaki, Toshihiko Matsuka, Kazuhiro Ueda

¹追手門学院大学, ²東京大学, ³千葉大学
Otemon Gakuin University, The University of Tokyo, Chiba University
hitohonda.02@gmail.com

概要

本研究では, 記憶の制約がヒューリスティックに基づく判断に与える影響について分析を行った. 具体的には, 人間の記憶が持つ制約とヒューリスティックの合理性の関係について, 計算機シミュレーションに基づく分析を行った. 結果として, 記憶の制約はヒューリスティックの合理性を妨げるものではなく, 合理的活用を促進するということが明らかになった.

キーワード: ヒューリスティック, 忘却, 制約, 合理性

1. はじめに

人間が意思決定時に用いるヒューリスティックの合理性については, 古くから様々な議論が行われており, 非合理的という主張がなされたり (Tversky & Kahneman, 1974), また逆に合理的であるという主張もなされている (Gigerenzer, et al., 1999). 本研究では, ヒューリスティックが示す合理的側面に注目して議論を進める. 特に, 人間の記憶が持つ制約とヒューリスティックの合理性の関係について検討を行う.

Schooler & Hertwig (2005)は忘却が, 再認ヒューリスティック (recognition heuristic) や流暢性ヒューリスティック (fluency heuristic) の合理的活用を促進することを計算機シミュレーションによって示した. 忘却は記憶の制約の一つであり, 負の側面と捉えられることが多い. しかしこの結果は, 記憶の制約が合理的な意思決定に与える影響について考える上で興味深い. 直感的には, 記憶の制約は人間の意思決定を非合理的なものに導くように思えるが, 制約が逆に人間の合理的意思決定を生み出しているという興味深い示唆を与える.

Schooler & Hertwig (2005)の知見は大変興味深いものである一方, 再認ヒューリスティックは人間が活用できる場面が必ずしも多くはなく, また流暢性ヒューリスティックは実際の人間の意思決定パターンに対する説明力があまり高くないことが指摘されている (Honda, et al., 2017). よって, Schooler & Hertwig (2005)の知見は限定的である可能性が否定できない.

そこで本研究では, 再認ヒューリスティックを拡張したモデルとして提案された親近性ヒューリスティッ

ク (familiarity heuristic, Honda et al., 2011, 2017; Xu et al., 2018) に関して, 記憶の制約と合理性の関係について分析した. 親近性ヒューリスティックでは再認ヒューリスティックに比べ, より幅広い意思決定場面を説明でき, かつ流暢性ヒューリスティックに比べ実際の人間の意思決定パターンをよりよく説明できることが示されている (Honda et al., 2017). 記憶の制約が親近性ヒューリスティックの合理性に与える影響を分析することによって, 人間の記憶が持つ制約とヒューリスティックの合理性の関係について, より一般化された知見が得られることが期待される.

2. ACT-R を用いた親近性ヒューリスティックモデル

本研究では, Schooler & Hertwig (2005)の ACT-R (Anderson, 2007) を用いた再認ヒューリスティック, 流暢性ヒューリスティックの計算機モデルを参考に親近性ヒューリスティックをモデル化した. モデルの概要を以下で説明する.

親近性ヒューリスティックとは, 2つの選択肢, a, b が提示され, 選択肢 a のほうが馴染み深い場合, そちを選択するというものである. 例えば, 「茨木市と高石市, どちらのほうが人口は多いか?」という問題について考える時に, もし茨木市のほうが高石市よりも馴染み深い場合, 茨木市のほうが人口は多いと判断する, というものである. 以下に示す ACT-R に基づいたモデル化においても, このような2都市が提示されてどちらのほうが人口は多いと思うかを判断する, 二者択一の人口判断課題について取り組む実験参加者をシミュレートする.

まず, 実験参加者の選択肢 i に対する馴染み深さ F_i (値が大きいほど, 馴染み深さが大きいことを意味する) を以下のように表現する.

$$F_i = \ln \left(\sum_{j=1}^n t_j^d \right) \quad (1)$$

n は選択肢 i を過去どのくらい目にしたかの回数, t_j は

j 回目に選択肢 i を目にしたのが過去何日前であるか、 d (-1 から 0 を取る) は記憶の減衰を表現するパラメータ (値が小さいほど非常に忘却しやすいことを意味する) をそれぞれ表現している. 具体例を示すと, 例えば X さんは“茨木市”を 100 日前 400 日前, 600 日前に目にし, Y さんは 10 日前, 50 日前, 100 日前, 200 日前, 250 日前に目にしたとする. このとき, それぞれの茨木市に対する馴染み深さは以下のように計算される.

$$X \text{ さん: } \ln(100^{-0.5} + 400^{-0.5} + 600^{-0.5}) = -1.66$$

$$Y \text{ さん: } \ln(10^{-0.5} + 50^{-0.5} + 100^{-0.5} + 200^{-0.5} + 250^{-0.5}) = -0.37$$

直感的に Y さんのほうが茨木市の馴染み深さは大きく思うが, この数値もそれに一致している. このように, 馴染み深さは過去に何回対象に出くわしたか (回数が多ければ馴染み深さは大きくなると考えられる), またそれはいつであるのか (直近に出くわしたほうが馴染み深さは大きくなると考えられる) と大きく関係すると思われるが, (1) ではこのような要因を表現している.

(1)の選択肢への馴染み深さの表現, また Honda et al. (2017)における親近性ヒューリスティックの定義に基づいて課題を回答するにあたり, 以下のような判断プロセスを仮定した. まず, 馴染み深さの程度によって, 選択肢が再認できるかどうかが決まる. 具体的には, 選択肢 i が再認できる確率 R_i は以下のように定義する.

$$R_i = \frac{1}{1 + e^{-(F_i - \tau)/s}} \quad (2)$$

ここで τ は選択肢 i の馴染み深さの程度の変動, s は探索基準と呼ばれるパラメータであり, Honda et al. (2017)の認知実験におけるデータから推定を行った. 選択肢が再認できるか否かが決まった後は, 以下のような 3 つのケースを経て, 人口の大小に関する判断が行われるものと仮定する.

ケース 1 : 再認に基づく判断

もし一方のみ再認できた場合は, その都市のほうが人口は多いと判断する

ケース 2 : 馴染み深さに基づく判断

もし両方とも再認でき, かつ馴染み深さに十分な差異がある場合は, より馴染み深い都市のほうが人口は多いと判断する

ケース 3 : 山勘

もし両方とも再認できない, または, もし両方とも再

認できたが馴染み深さに十分な差異がない場合は, ランダムに 1 つの都市を選択する

3. 計算機シミュレーション

本研究では以下のような二者択一の人口判断に関する計算機シミュレーションを実施した.

まず, 二者択一の人口判断について, 50 の都市名を用いて課題が実施した. 具体的には, 日本で人口数が多い上位 50 の市 (1 位: 横浜市, 2 位: 大阪市, 3 位: 名古屋市, ..., 48 位: 豊中市, 49 位: 岡崎市, 50 位: 一宮市) を刺激として用いて, それらで考えるすべてのペアを作り ($50 * 49 / 2 = 1225$ ペア), シミュレートされた実験参加者はこれらのペアに関して二者択一の人口推定を行うものとした. この際, 実験参加者は前節で述べた親近性ヒューリスティックに基づいて判断を行うものと仮定した.

親近性ヒューリスティックでは馴染み深さに基づいて判断が行われるが, 各都市の馴染み深さは以下のような手続きによって算出された. 都市の馴染み深さは, よく目にするような都市名であるほどその都市名への馴染み深さは大きくなると考えられ, 一方であまり目にしないような都市であれば馴染み深さは大きくないと考えられる. そこで朝日新聞の記事データベースである聞蔵Ⅱを用いて, 2001 年 1 月 1 日から 2018 年 12 月 31 日の間の記事に, 都市名が出てきた出現頻度を調べた. 次に, この出現頻度に基づいて, 人がこれらの都市名を目にする確率を算出した. 具体的には, 最も出現頻度が多かった横浜市 (30,724 回) に出くわす確率を 80% と仮定し, 別の都市については横浜市と比べた場合の出現頻度の相対割合から目にする確率を算出した. 大阪市を例に説明すると, 大阪市はデータベース上の出現頻度が 15,062 回であったために, 目にする確率は 39% ($15062 \div 30724 \times 0.8$) とした. 次に, 算出された確率に基づいて, 実験参加者が過去 5000 日のうち, 各都市名をいつ目にしたかを確率的に決めた. 例えば, 横浜市であれば, 過去 5000 日の各日, 80% で目にするものと仮定し, 各日に目にしたか否かを決めた. なお, このような確率的手法で目にした日を決めたために, 都市を目にするパターンは膨大に存在し, かつパターンによって馴染み深さは全く異なる. 例えば, 直前の 100 日間に目にした場合と, 5000 日前から 100 日連続で目にした場合では, 目にした日数は全く同じでも, 前者のほうが馴染み深さは大きくなる. よ

って、都市を目にしたパターンが異なる 1000 人の実験参加者をシミュレートした。

今回のシミュレーションでは、忘却と、また別の制約として馴染み深さの差異に対する敏感さ、2 点について焦点をあてる。馴染み深さの敏感さは親近性ヒューリスティックの活用に大きく関わる。差異に敏感であれば、多くの場面で親近性ヒューリスティックが活用でき、逆にあまり敏感ではないと、活用できる場面が少なくなる。このような違いが課題にパフォーマンスに与える影響についても、忘却の影響と合わせて、分析を行う。これら分析を行うために、モデルのパラメータを以下のように設定した。まず忘却については式(1)における記憶減衰パラメータ d を-1 から 0 まで 0.01 ごとに値をとり、忘却の影響を分析した。馴染み深さの敏感さについては、前述した親近性ヒューリスティックモデルのケース 2、馴染み深さの差異に基づく判断に関して、差異を弁別できる閾値レベルを 0, 0.1, 0.2, 0.5, 1.0, 計 5 つのレベルを仮定した（値が小さいほど敏感なことを意味する）。

以上、計算機シミュレーションは合計 505 通りのパラメータのパターン（記憶減衰パラメータ 101 パターン×閾値 5 パターン）それぞれに関して、1000 人のシミュレートされた実験参加者が持つ記憶制約として人口推定課題を実施した。なお、以下の結果では各パラメータ設定に関して、1000 人の実験参加者の課題パフォーマンスの平均値を報告する。

4. 結果・考察

まず、忘却が課題パフォーマンスに与える影響について分析を行った。具体的には、記憶の減衰パラメータ d の値と課題パフォーマンスの関係について分析を行った。この結果を図 1 に記す。この図では 5 つの閾値の値それぞれに関して、 d の値と課題パフォーマンスの関係を掲載している。図からもわかるように、課題パフォーマンスは d が 0.5 近辺で最大になるという結果になった。 d が 0.5 とは、非常に忘れやすいというわけでもなく、一方で全く忘れないという状態でもない。いわば、“ほどほど”忘れる状態であると解釈することができ、また 0.5 という値は ACT-R において一般的な値として設定されることが多い値である(Schooler & Hertwig, 2005)。つまり、一般的な忘れ方をしている時に、親近性ヒューリスティックは最も正確な判断を生み出しているということ意味し、忘却は親近性ヒューリスティックの合理的活用を促進している可能性があることが明らかになった。

次に、閾値が課題パフォーマンスに与える影響について分析する。具体的には、各閾値に関して、記憶の減衰パラメータ d の 101 の各値における課題パフォーマンスに対して平均値を算出し、閾値が課題パフォーマンスに与える影響について分析を行った。その結果を図 2 に示す。閾値の値が低い、すなわち馴染み深さの差異に敏感であればあるほど、正答率は高いものの、敏感である場合とそうではない場合とで大きな差異は見られなかった。馴染み深さの差異に対する敏感さは個人間で異なったり、また個人内においてもその時々で変化する可能性も考えられる。こういった要因は親近性ヒューリスティックの合理的活用に大きな影響を与えるわけではないことが明らかになった。

5. 総合討論

本研究では、記憶の制約がヒューリスティックの合理的活用に与える影響について、計算機シミュレーションに基づいて分析を行った。具体的には二者択一の人口判断課題を、親近性ヒューリスティックを用いて回答する場合に、忘却と馴染み深さの差異に対する敏感性の違いが課題のパフォーマンスに与える影響について分析を行った。結果として、適度な忘却は、ヒューリスティックの合理的活用を促進し、また敏感さの違いは課題パフォーマンスに大きな影響を与えるわけではないことが明らかになった。

人間が様々な制約の下、合理的な判断や意思決定を行っていることは古くは限定合理性(Simon, 1955, 1956)、また近年では資源合理性(Griffiths, et al., 2015)などで議論行われている。本研究では、人間の記憶が持つ制約はヒューリスティックに基づく判断において、その正確性を高める機能を持つ、つまり制約がヒューリスティックに基づく判断の合理性を促進することを明らかにした。

文献

- [1] Anderson, J. R. (2007). *How can the human mind occur in the physical universe?* New York: Oxford University Press.
- [2] Gigerenzer, G., Todd, P., & The ABC Research Group. (1999). *Simple heuristics that make us smart*. New York: Oxford University Press.
- [3] Griffiths, T. L., Lieder, F., & Goodman, N. D. (2015). Rational use of cognitive resources: Levels of analysis between the computational and the algorithmic. *Topics in Cognitive Science*, 7(2), 217–229.

[4] Honda, H., Abe, K., Matsuka, T., & Yamagishi, K. (2011). The role of familiarity in binary choice inferences. *Memory and Cognition*, 39(5), 851–863.

[5] Honda, H., Matsuka, T., & Ueda, K. (2017). Memory-Based Simple Heuristics as Attribute Substitution: Competitive Tests of Binary Choice Inference Models. *Cognitive Science*, 41(S5), 1093–1118.

[6] Schooler, L. J., & Hertwig, R. (2005). How forgetting aids heuristic inference. *Psychological Review*, 112(3), 610–628.

[7] Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99–118.

[8] Simon, H. A. (1956). Rational choice and the structure of the environment. *Psychological Review*, 63(2), 129–138.

[9] Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131.

[10] Xu, P., González-Vallejo, C., Weinhardt, J., Chimeli, J., & Karadogan, F. (2018). Use of the familiarity difference cue in inferential judgments. *Memory and Cognition*, 46(2), 298–314.

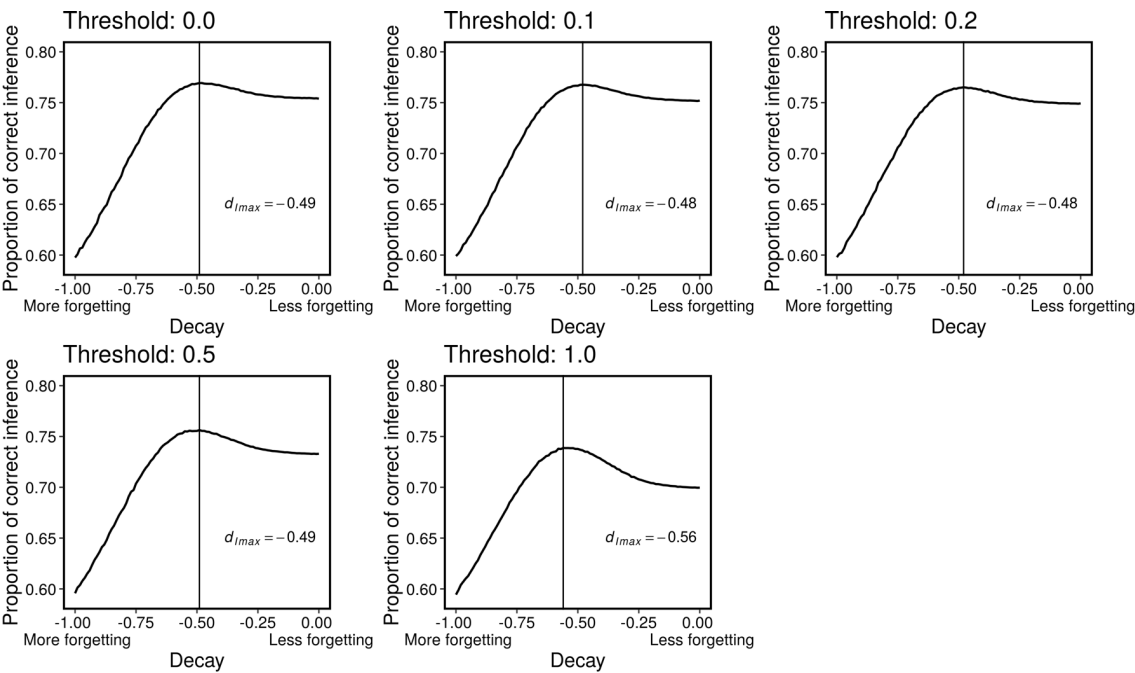


図 1. 記憶の減衰パラメータ (d) から見た課題パフォーマンス. d_{max} は各閾値の設定において、最も正答率が高かった減衰パラメータの値を示している.

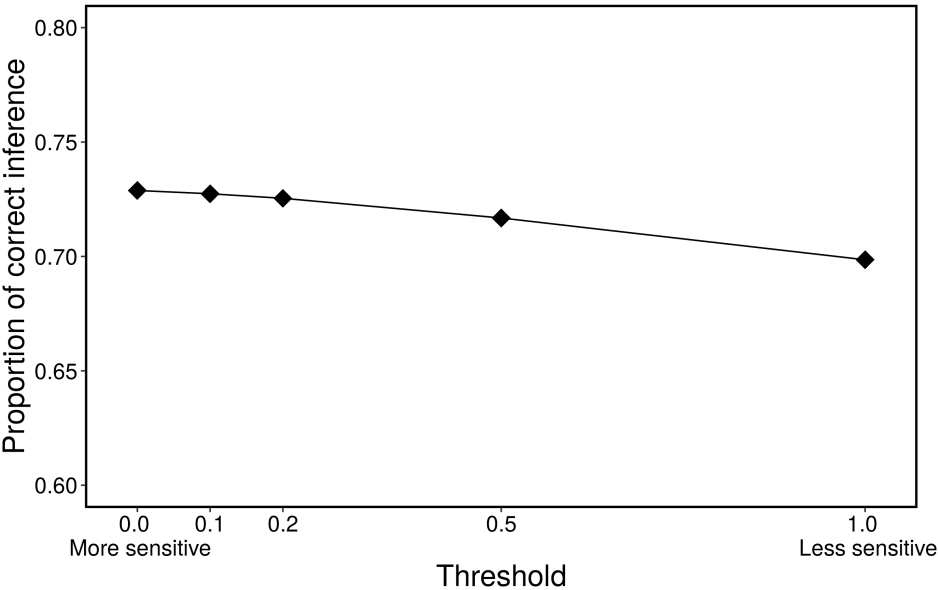


図 2. 閾値から見た課題パフォーマンス. 各閾値における正答率は記憶の減衰パラメータ d の 101 の値における課題パフォーマンスの平均値を示している.