

ヒューリスティックはどれほど効率的なのか？ 認知的コストによる適応的使用

How efficient are heuristics?

Adaptive use based on cognitive costs

杉本 幸大¹, 白砂 大², 香川 璃奈³, 本田 秀仁¹

Kota Sugimoto, Masaru Shirasun, Rina Kagawa, Hidehito Honda

¹追手門学院大学, ²静岡大学, ³産業技術総合研究所

¹Otemon Gakuin University, ²Shizuoka University, ³National Institute of Advanced Industrial Science and Technology
kota.sugimoto0513@gmail.com

概要

本研究は、リスク下の意思決定におけるヒューリスティックの適応的使用を、アイトラッキングを用いて実験的に検証した。難易度の高い課題ではヒューリスティックに基づく選択が多く観察され、難易度が低くなるにつれて期待値に基づく最適選択の割合が増加した。さらに視線データの分析から、期待値に基づく選択は難易度に応じて認知的コストが増減する一方、ヒューリスティックは一貫して低コストで実行されることが示された。これらの結果は、ヒューリスティックが認知的コストを抑える適応的な選択方略であることを示唆している。

キーワード: ヒューリスティック、資源合理性、アイトラッキング

1. はじめに

本研究は、人間がヒューリスティックをどのように適応的に活用しているのかを、リスク下における意思決定課題（ギャンブル課題）を用いて理論的・実証的に検討するものである。従来、ヒューリスティックは「誤りを生む非合理的な方略」として否定的に捉えられることが多かった。しかし現実の判断状況では認知的資源に制約があるため、常に完全な合理性を追求することは難しい(Krueger et al., 2024; Lieder & Griffiths, 2020)。そこで本研究では、人間が課題の難易度に応じて選択方略を柔軟に切り替えるというヒューリスティックの適応的使用に関する属性代替 (Honda et al., 2017; Kahneman & Frederick, 2005; Shirasuna et al., 2020)の視点から、人は認知的資源を考慮した適応的な意思決定を行っている可能性に着目する。

杉本ら(2025)は、複数のヒューリスティック（例：MaxiMax, MiniMax, Equiprobable など）に基づく選択について、期待利得の損失と認知的負荷（計算コスト）を理論的に分析した。その結果、期待利得の損失は課題の難易度（選択肢間の期待値の差異の大小）と連動する一方、ヒューリスティックの計算コストは課題の難易度によらず一定であることが示された。最適選択モデ

ル（期待値に基づく選択）は期待値の損失はないが、難易度が高くなるにつれて計算コストが非常に大きくなる。これらの結果から、難易度の高い課題では、期待値の損失が比較的小さく、かつ計算コストが低いヒューリスティックの使用が、認知的資源の制約を踏まえた合理的な選択方略となりうることを示されている。また認知実験では課題の難易度が低いほど、選択パターンは合理的選択モデルによりよく説明され、難易度が高い場合にはヒューリスティックの使用傾向が高まることを示された。また選択時間の分析では、期待値に基づく選択では難易度が低くなるほど選択時間が短縮されたのに対し、ヒューリスティックによる選択では難易度によらず選択時間が一定であった。これは、期待値に基づく選択が課題の複雑さに応じて計算コストを要する一方、ヒューリスティックは課題の難易度に依存せず、一定の認知的負荷で実行されるという実証的証拠である。

本研究では、アイトラッキングの手法を用いて、実験参加者が選択に関わる情報にどの程度注視していたかを計測し、意思決定における認知過程の可視化を試みる。特に、最適な選択が行われる場合には、課題の難易度が高くなるにつれて認知的コストが増大する一方で、ヒューリスティックに基づく選択では課題の難易度にかかわらず認知的コストが大きく変化しないという、これまでに得られた知見を踏まえ、視線データに基づく詳細な認知プロセスの分析を行う。

2. 認知実験

計 84 名が認知実験に参加し、実験は個人ごとに実施された。参加者には、合計 105 問のギャンブル課題に対して、二者択一の選択が求められた。各ギャンブルは 2 つの結果から構成されており、いずれの選択肢でもプラスの利得（100 円～10,000 円の範囲）が得られるように設計されていた。例えば、「60%で 1,000 円、40%で

表 1. 本研究の検証で用いたヒューリスティック

ヒューリスティック	選択方法
EquiProbable (EquiP)	確率をすべて同じと見なし(i.e., 50%), 各選択肢において得られる利得の平均値が高い選択肢を選ぶ
Least likely (LL)	各選択肢において最も悪い結果に注目し, その結果がより起こりにくい選択肢を選ぶ
MaxiMax	一番高い利得を持つ選択肢を選ぶ
MiniMax	最も悪い結果に関して、最も高い利得を持つ選択肢を選ぶ
Most likely (ML)	各選択肢において最も起こりうる結果に注目し, その中で最も高い利得を得られる選択肢に注目する
Priority (Prio)	1: 理由を次の順番で確認する: 最小の利得, 最小利得の確率, 最大利得 2: 最小の利得が最大利得の 1/10 以上異なる場合, より魅力的な選択肢を選ぶ 3: 確率が確率スケールの 1/10 以上異なる場合, より魅力的な選択肢を選ぶ 4: より魅力的な利得 (確率) を持つ選択肢を選ぶ

3,000 円」といった形式である。このようなギャンブルを多数生成し、ランダムにペアを組んだ上で、両者の期待値の差に応じて難易度を操作的に定義した。具体的には、選択肢間の期待値の差が 1～150 円のものを *difficult*、350～500 円のものを *intermediate*、850～1,000 円のものを *easy* と分類した。それぞれの難易度カテゴリーに対して 35 ペアずつ、計 105 間の選択問題を作成し、各問題に対して回答を求めた。選択の際は、Tobii Pro フュージョン(60Hz モデル)を用いて、実験参加者がどの属性(確率情報、利得情報)に注目していたか測定するとともに、選択時間を計測した。

3. 結果

3 つの難易度に対する 35 間のギャンブル選択について、先行研究(Pachur & Galesic, 2013)で提案された統計的手法に基づき、参加者が用いた選択ストラテジーの

推定を行った。具体的には、表 1 に示した 6 つのヒューリスティックと、期待値に基づく選択 (EV) を含む計 7 つの選択モデルの中で、各参加者の選択パターンを最もよく説明するモデルを特定した。

次に、各実験参加者が各選択時にどの属性情報に注意を向けていたかについて、アイトラッキングデータ

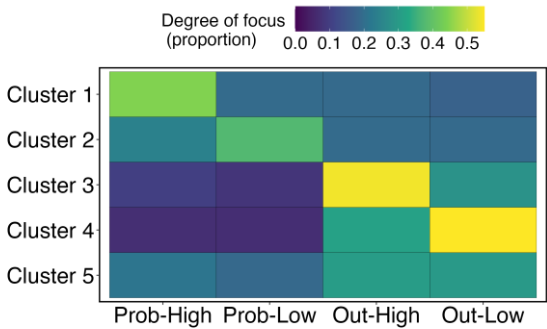


図 1. 特定された注視パターンに関する 5 クラスター。

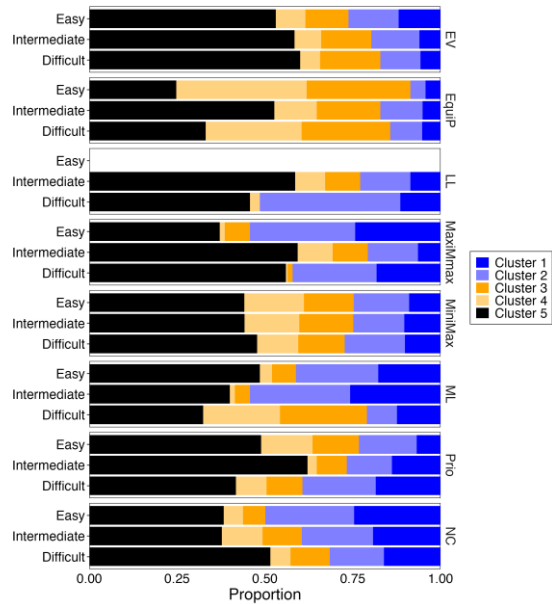


図 2. ストラテジー・難易度ごとに見た注視パターン(クラスター)の割合.白抜きはそのストラテジーが観察されなかったことを意味する.また“NC”は統計的視点から実験参加者が用いているストラテジーが特定できなかったことを意味する。

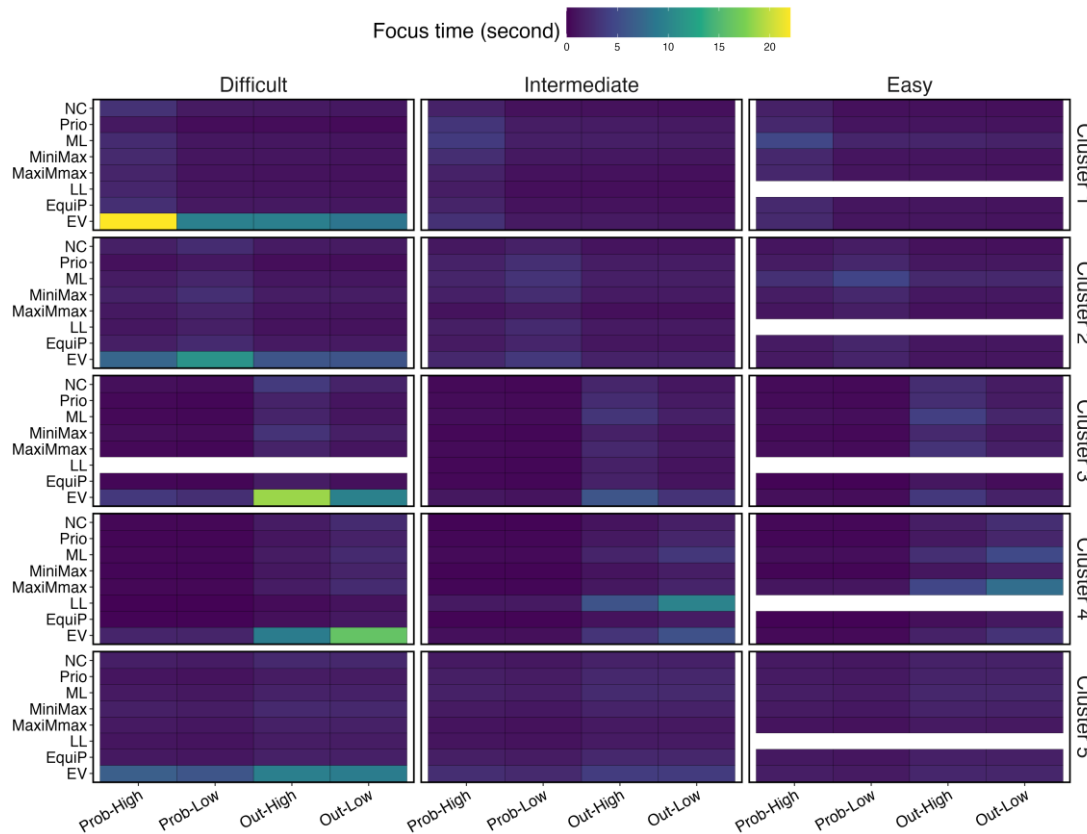


図 3. 選択戦略・問題の難易度・クラスターにわたる注視パターン(注視時間の分布). 白抜きはその戦略が観察されなかったことを意味する.また “NC”は統計的視点から実験参加者が用いている戦略が特定できなかったことを意味する.

に基づく分析を行った。具体的には、各ギャンブル選択において、確率情報に対する注目度（例：あるギャンブルの2つの確率が60%と40%であった場合、それぞれを Prob-High および Prob-Low と定義）、および結果情報に対する注目度（例：2つの結果が+4000円と+2000円であった場合、それぞれを Out-High および Out-Low と定義）を、注視時間の割合として算出した。これにより、各選択について4つの属性（Prob-High、Prob-Low、Out-High、Out-Low）に対する相対的な注意の度合いを表す4次元ベクトルを構成した。これを合計8742件の選択データに対して算出した上で、K-Means法により、データ駆動で注目パターンの類型化を行い、結果として5つのクラスターが同定された(図1参照)。具体的には、確率情報へより注目するパターン(Cluster 1および2)、結果情報へより注目するパターン(Cluster 3および4)、また確率・結果の両方にバランスよく注意を向けるパターン(Cluster 5)が存在することが明らかとなった。続いて、この注視パターンの類型と選択戦略との関連について分析を行った。すなわち、ある特

定の戦略が用いられている際に、どのような注視パターンが示されるかを検討した。その結果を図2に示す。図からも明らかのように、どの戦略においても、確率・結果情報の両方にバランスよく注意を向ける Cluster 5 の注視パターンが広く観察された。一方で、EquiProbable 戦略が使用されている場合には、結果情報に注目する Cluster 3 および 4 の出現頻度が高く、これはヒューリスティックの特徴から考えられる注視と整合的であった。

以上の議論は、注視の「相対的な割合」に基づくものであったが、それと同時に「実測の注視時間」も重要な視点である。実際、EV が用いられていた場合には、問題の難易度が高くなるにつれて選択に要する時間が増加する傾向が観察された。一方、ヒューリスティックによる選択ではこのような時間的増加は見られず、認知的処理のコストに違いが存在している可能性がある。そこで、前述の注視パターンの類型(各属性への相対的注目割合)に、戦略別観察された選択時間の中央値を乗じることで、注視時間の分布を算出し、注視

にどの程度の時間が費やされていたのかを分析した。その結果を図3に示す。この図では、選択戦略、問題の難易度、そしてクラスターに基づく注視パターンを可視化している。分析の結果、難易度が高い課題においては、EVによる注視パターンは他の戦略とは異なり、属性情報に対して多くの注視時間が割かれていることが確認された。たとえば、確率または結果情報のいずれかに注目している場合(Cluster 1~4)、その注視の度合い(=時間)はヒューリスティックと比較して顕著に大きい。これは、EVが他の戦略に比べて高い認知的コストを伴う意思決定であることを示唆している。一方で、問題の難易度が低くなるにつれて、EVの注視パターンと他の戦略との違いは次第に縮小していることから、選択に必要な認知的コストが小さくなっていることが示唆される。すなわち、難易度が低い状況では、最適選択の遂行が比較的容易であり、EVも認知的コストをあまりかけずに適用ができることが明らかとなった。

4. 討論

本研究では、ヒューリスティックの適応的使用に関する分析を行った。その結果、課題の難易度が高い場合にはヒューリスティックが多用され、逆に難易度が低い場合には、期待値に基づく合理的な選択が優先される傾向が示された。この傾向は、属性代替フレームワークの予測と整合的である。さらに、選択時に参加者がどの属性に注目していたかをアイトラッキングデータに基づいて分析したところ、期待値に基づく最適選択においては課題の難易度に応じて認知的コストが変化することが示唆された。具体的には、難易度が高い課題においては、ヒューリスティックによる選択と比較して、期待値に基づく選択には過大な認知的コストがかかる一方、難易度が低い課題では両者の間に認知的コストの差はほとんど見られなかった。

これらの結果は、人間が課題の難易度に応じて意思決定方略を柔軟に切り替えており、その切り替えが認知的コストを抑えるための方略であることを示している。特に、難易度が高い状況でヒューリスティックを用いたとしても、期待値の損失を抑えられることから(杉本ら, 2025)、人がヒューリスティックを使用することは、単なる非合理的な選択ではなく、認知資源を考慮した適応的な方略であることを示唆している。

謝辞

本研究は科研費(23K25169, 23K16249)およびJST さきがけ(JPMJPR23I3)およびの支援を受けた。

文献

- 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.
- Kahneman, D., & Frederick, S. (2005). *A model of heuristic judgment* (K. J. Holyoak & R. G. Morrison, Eds.; pp. 267–293). Cambridge University Press.
- Krueger, P. M., Callaway, F., Gul, S., Griffiths, T. L., & Lieder, F. (2024). Identifying resource-rational heuristics for risky choice. *Psychological Review*, 131(4), 905–951.
- Lieder, F., & Griffiths, T. L. (2020). Resource-rational analysis: Understanding human cognition as the optimal use of limited computational resources. *The Behavioral and Brain Sciences*, 43(e1), 1–60.
- Pachur, T., & Galesic, M. (2013). Strategy selection in risky choice: The impact of numeracy, affect, and cross-cultural differences. *Journal of Behavioral Decision Making*, 26(3), 260–271.
- Shirasuna, M., Honda, H., Matsuka, T., & Ueda, K. (2020). Familiarity-matching: An ecologically rational heuristic for the relationships-comparison task. *Cognitive Science*, 44(2), e12806.
- 杉本幸大・白砂大・香川璃奈・本田秀仁.(2025). 人は合理的にヒューリスティックを使用しているのか?: ヒューリスティックの使用における属性代替. 日本認知心理学会第23回大会, O-1-5.