

創造的アイデアと情報探索傾向の個人差

Individual exploration tendency is correlating with creativity

福田玄明, 北田萌香, 植田一博
Haruaki Fukuda, Moeka Kitada, Kazuhiro Ueda

東京大学
The University of Tokyo
haruaki@idea.c.u-tokyo.ac.jp

Abstract

Creativity is one of the big issues in cognitive science. Many researchers have been investigating creativity from the beginning of cognitive science. However, many of previous studies investigate so qualitatively and descriptively that we cannot yet say what an underlying cognitive process for creativity is.

In this study, we investigated the relationship between creativity and individual characteristics in decision-making, which is estimated by using a computational modeling method. This analysis enables us to evaluate the relations quantitatively.

We found that exploration tendency correlates with the uniqueness of generated ideas in a typical creativity task, UUT.

This result suggests that our creativity has the common processes with information exploration. We believe that our result could be the first step for investigating creativity in a quantitative way and for understanding the cognitive process of creativity deeply.

Keywords — idea generation, reinforcement learning, computational modeling

1. はじめに

日常におけるアイデア生成場面を考えると、他の人が思いつかないようなオリジナリティに富むアイデアを高頻度にだす創造性にあふれるタイプの人がいれば、知識や知性は十分であるにもかかわらず、オリジナルなアイデアをあまり出さないタイプの人もある。

このような創造性の個人差は何に起因しているのだろうか。先行研究では、創造性がリスク態度と関連していることが示唆されている[1]。また、和嶋、植田、足利、鷺田[2]は情報探索傾向の高い人ほど創造性課題において高い成績をあげたことを報告している。これらの先行研究では、リスク態度や情報探索傾向を定性的に評価していることから、認知活動のどのようなプロセスが創造性に関与しているのかは不明なままである。

本研究では、計算論モデルに基づいた客観的な指標を用いてリスク態度、情報探索傾向を定義し、これらと創造性の関係を調べることで創造性の個人差の起源

について考察する。

2. 方法

2.1. 実験参加者

20～22歳の学部生、大学院生11名（男性7名、女性4名）が実験に参加した。

2.2. 課題と指標

創造性研究では、いろいろな創造性課題と指標が用いられ、様々な側面から創造性が検討されてきた。本研究では、他の人が思いつかない独自のアイデアを生成することを創造性が高いとみなす。このような創造性を測るために、Unusual Uses Test（以下、UUT課題; Guilford [3]）を用いた。UUT課題は、日常で使用するものに関して普段は行わない使い方を制限時間内にできるだけたくさん書き出す課題である。この課題において、自分が出したアイデアのうち、他の実験参加者が出しにくいアイデアの割合（uniquenessの高さ）を個人ごとに計算し、それを各人の創造性の指標とした。

また、Behrens, Hunt, Woolrich, & Rushworth [4]の方法にしたがい、ギャンブル課題での選択を強化学習モデルにフィットすることで、各実験参加者のリスク態度及び情報探索傾向を推定した。強化学習は試行錯誤による学習であり、各試行では、過去の試行から得られた情報を利用して現在の報酬を大きくする選択と、新しい情報を探索することで未来の報酬を大きくする選択との間でコンフリクトが存在する。ギャンブル課題のこの性質を利用して、新しい情報を得るための選択を重視する程度を推定し、情報探索傾向として用いた。

また、確率的に報酬が得られるギャンブル課題において、報酬の有無は不確実である。通常、客観的な期待値が下がっても不確実性を避ける選択をする傾向があり、これをリスク回避傾向と呼ぶ。このリスク回避傾向を同じギャンブル課題から推定し、リスク態度の指標とした。

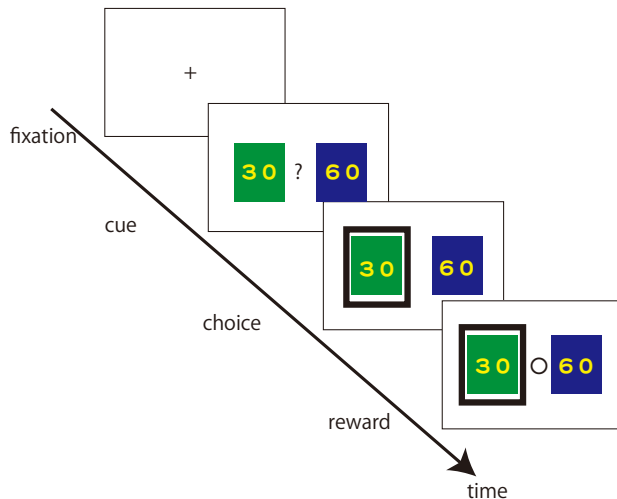


図 1. ギャンブル課題の手続きを示す. 2 枚の色違いのカードから 1 枚を選び, その後, 当たりか (o) はずれか (x) がフィードバックされる. カードの前に書かれた報酬額は, 各トライアル 0~100 の間からランダムに選ばれた.

このように, リスク態度, 情報探索傾向を強化学習モデルに則って推定するためのギャンブル課題と, 創造性を測るための UUT 課題を行い, これらの変数間の関係を検討した.

2.3. 手続き

2.3.1. UUT 課題

ペットボトルの通常とは異なる使い方を考えることを課題とした. 時間は 3 分間とし, 実験参加者は回答用紙に思いつく限り多くのアイデアを書くことを求められた.

2.3.2. ギャンブル課題

手続きを図1に示す. 実験参加者は色の違う2枚のカードから一枚を選ぶことを求められた. それぞれのカードには事前に決められた当たり確率と紐づけられており (例えば, 青いカードは30%の確率で当たり, 緑のカードは70%の確率で当たりなど), 当たりの場合はカードに書かれた数字の得点が与えられる. はずれの場合には得点は変わらない. 実験参加者はこれを繰り返し行い (60回), 最終的な合計獲得得点を最大化することを求められた. 実験参加者はカードの色に紐づけられた当たり確率を知らされておらず, 試行錯誤の中でそれぞれの当たり確率を学習していくことが期待された.

このように, ギャンプリング課題は典型的な強化学習問題であり, 強化学習モデルを用いてモデル化することができる (Schultz, Dayan, Montague [5], Daw [6], Beherens, et. al. [4]). つまり, 各トライアルにおける各実験参加者が主観的に感じるそれぞれのカードの当たり確率は,

$$p_{n+1} = p_n + \alpha * (\delta - p_n) \quad (1)$$

として, 表すことができる. ここで p_n は, 実験参加者の主観的当たり確率, α はその実験参加者の学習率, δ は n トライアル目の選択が当たりの場合は 1, はずれの場合は 0 となる変数である. 主観的確率の初期値 p_0 は, 青, 緑両方のカードで 0.5 とした (初期値をフリーパラメーターとして, のちに説明するフィッティングを行い, フィッティングの良さの尺度である AIC (Akaike Information Criterion [7]) を比較した上で, 初期値は定数とした).

さらに, 各カードの期待値は, それぞれのカードに書かれた数字を m^{blue} , m^{green} とすると, それぞれ $m_n^{blue} * p_n^{blue}$, $m_n^{green} * p_n^{green}$ となる. この期待値に基づいて選択は行われると考えられるため, それぞれの選択確率 (choice probability, CP) は softmax 関数とその傾きとしてあらわれる情報探索傾向 γ を用いて,

$$CP_n^{col} = 1 / (\exp(-\gamma(m_n^{col} * p_n^{col} - m_n^{\overline{col}} * p_n^{\overline{col}})), \quad \text{where } col = \{blue, green\} \quad (2)$$

と表すことができる.

さらに, ここでの主観的当たり確率 p は, 各実験参加者のリスク態度に基づいて, 不確実性を嫌う傾向を反映していると考えられるため, リスクを含む主観的確率 $\hat{p}$ は, 意思決定研究で一般的に使われている Prelec [8] の risk weighting function に基づきフリーパラメーター ρ を用いて,

$$\hat{p} = \exp(-(-\ln(p))^\rho) \quad (3)$$

とした.

数式(1), (2), (3)を合わせることで, 我々のギャン

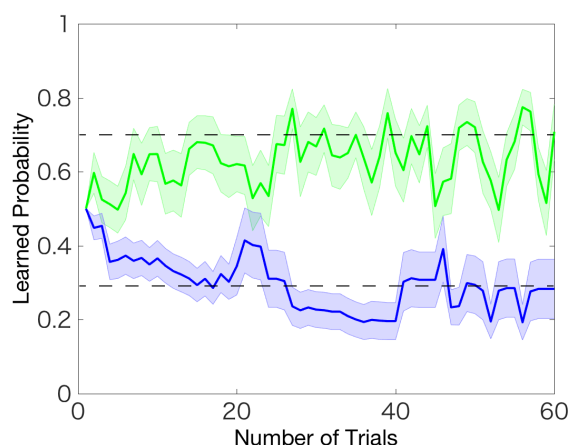


図2. ギャンブル課題の学習曲線. 2本の線は、モデルフィットにより推定される2種類のカードに対する実験参加者の主観的な当たり確率を示し、実線が実験参加者間の平均を表し、薄い色の範囲が標準誤差を表す. それぞれの実際の確率は緑 0.7 と青 0.3 である (図の点線) ため、実験参加者の学習が確かに成立していることを示しており、ここから推定されるリスク態度、情報探索傾向が妥当であることを示している.

ブリッジ課題における選択モデルを作成した. このモデルを各実験参加者の 60 トライアルの選択結果に、Nelder-Mead 法を用いて loglikelihood が最大になるようにフィットすることで、3 つのフリーパラメーター (学習率 α , 情報探索傾向 γ , リスク態度 ρ) を推定し、この γ , ρ を各実験参加者の情報探索傾向, およびリスク態度として後の分析に用いた.

3. 結果

ギャンブル課題での実験参加者の選択を強化学習モデルへフィットすることで描いた学習曲線を図 2 に示す.

創造性の指標として、各実験参加者のアイデアの独自性(uniqueness)を算出した. そのためにまず、全実験参加者の全アイデアの中で5%未満の個数だったアイデアに1点を与え、1%未満の個数だったアイデアに2点を与えた. そして、実験参加者ごとにこの合計得点を各人のアイデア総数で割った値をその実験参加者の独自性の指標とした.

この独自性にリスク態度と情報探索傾向がどのように寄与するかを知るため、リスク態度と情報探索傾向

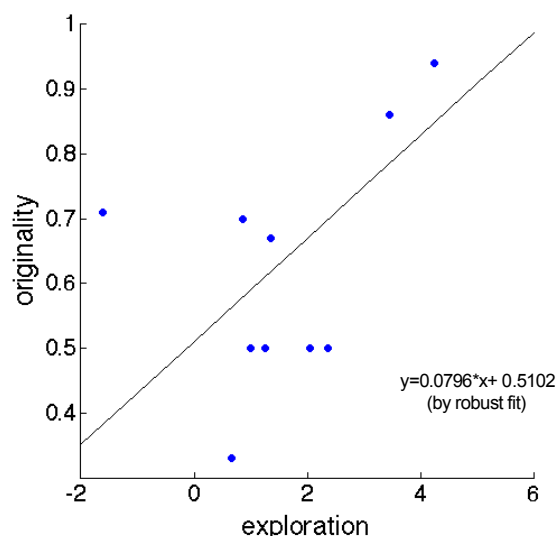


図3. 情報探索傾向 (横軸) と独自性 (縦軸) の関係. 情報探索傾向が大きい実験参加者ほど独自性が高いことがわかる. 実験参加者数が少ないため、Jackknife法 [9]によるresamplingから求めた信頼区間を用いてt検定を行った ($t(10)=16.3$, $p<0.001$).

のそれぞれが独自性にどのように関連するのかを、Pearsonの積率相関係数により検討した.

その結果、創造性指標とリスク態度には相関が見られなかった一方、創造性と情報探索態度との間に正の相関が見られた (図3).

このことは、創造的思考が情報探索態度により説明される、もしくは、情報探索態度と共通の認知的基盤を持つ可能性を示唆する.

4. 考察

我々の結果は、情報探索傾向の高い実験参加者ほど、創造性が高いということを示唆している. アイデア生成の場面において、情報探索傾向が強いということは、問題解決の対象と関連の強い情報を利用すること以上に、関連のなさそうな情報を探索することを優先することと考えられる.

一方で、先行研究で示唆されている[1]リスク態度と情報探索態度については関連を見つけることはできなかった. 先行研究では、リスクが客観的に定義されておらず、単純に失敗回避傾向をリスク態度と呼んでいた. 本研究では、リスク態度は不確実性を避ける傾向、情報探索態度は未来の選択に有効な情報を得るために

不利な選択をする傾向を意味し、どちらも失敗回避を妨げることから、先行研究におけるリスク態度に含まれる。したがって我々の結果は、先行研究の結果と整合的であり、また、より厳密に創造性と関連する行動傾向を特定したとも言える。このことが、本研究における計算論的手法によるメリットであろう。

和嶋ら[2]では、情報収集傾向と創造性の関係を調べるために、インターネット検索を用いてデジタル一眼レフカメラについてのアイデア生成を実験参加者に行わせた。その結果、デジタル一眼レフカメラに直接関係しない情報、例えば「鳥の目」のような一見課題とは関係なさそうな検索語で情報を探索する実験参加者の方が、例えば「デジタル一眼レフカメラ 性能」のような直接的に関連する情報を探索する傾向の高い実験参加者に比べて、結果的に生成されるアイデアの独自性が高いと評価された。

和嶋ら[2]の結果は、既知の情報を利用するよりも新たな情報を探索しようとする認知傾向が、生成されるアイデアの独自性を高めることを示す我々の結果と整合する。本実験で対象としたアイデア生成の場面における創造性は、課題とは関連がなさそうな情報まで探索することによる結果として表れるのかもしれない。このことは、情報探索を誘導することによる創造的なアイデア生成のサポートの可能性を示唆する。

謝辞

本研究は、文部科学省科学研究費補助金・基盤研究(A) (課題番号 16H01725) ならびに基盤研究(B) (課題番号 25280049) による支援を受けて実施された。

参考文献

- [1] Glover, J. A. & Sautter, F., (1977) "Relation of Four Components of Creativity to Risk-taking Preferences", *Psychological Reports*, 41(1), 227-230.
- [2] 和嶋 雄一郎・足利 純・鷺田 祐一・植田 一博, (2015) "インターネットを利用した情報収集傾向が技術とサービスに関するアイデア生成に与える影響", *電子情報通信学会論文誌*, J98-D(1), 225-235.
- [3] Guilford, J. P., (1967) "Nature of human intelligence", New York, NY: McGraw-Hill.
- [4] Behrens, T. E. J., Hunt, L. T., Woolrich, M. W., & Rushworth, M. F. S., (2008) "Associative learning of social value" *Nature*, **456**, 245-250.
- [5] Schultz W, Dayan P, Montague RR., (1997) "A neural substrate of prediction and reward", *Science* 275, 1593-1599.
- [6] Daw, N. D., O'Doherty, J. P., Dayan, P., Seymour, B., & Dolan, R. J., (2006) "Cortical substrates for

exploratory decisions in humans," *Nature*, 441, 7095, 876-879.

- [7] Akaike, H., (1973) "Information theory and an extension of the maximum likelihood principle", *Proceedings of the 2nd International Symposium on Information Theory*, 267-281.
- [8] Prelec, D., (1998) "The probability weighting function", *Econometrica* 66, 497-527.
- [9] Efron, B., (1982) "*The Jackknife, the Bootstrap and Other Resampling Plans*" CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics.