

# スマートフォン利用時の姿勢によるリスク判断傾向の変化

— Iowa Gambling Taskとベイズモデルを利用した検討 —

松田 剛 関西大学社会学部

秋山 隆 関西大学社会学部

## A relationship between posture during smartphone use and risk judgment: Using Bayesian expectancy valence model of the Iowa gambling task

Goh MATSUDA (Faculty of Sociology, Kansai University)

Takashi AKIYAMA (Faculty of Sociology, Kansai University)

In this study, we aimed to clarify the relationship between posture and risk judgment when using a smartphone, and examined risk judgment trends when a gambling task was performed in two different postures. In the experiment, we conducted a gambling task based on the Iowa Gambling Task (IGT). Participants worked on the task in two postures during the experiment: leaning forward and leaning backward. Based on the expectancy valence Bayesian modeling, we estimated the degree of participants' attention to loss due to differences in posture and compared the values using the IGT data obtained from the experiment. The analysis results suggested that within participants, attention to loss tended to be higher when participants were leaning forward than when they were leaning backwards.

**Keywords:** smartphone, Iowa gambling task, risk-taking, Bayesian expectancy valence model

### 目的

かつてコンピュータ端末を利用する際の姿勢は座位が中心であったが、タブレットPCやスマートフォンなどのモバイル端末の普及により、現在では様々な姿勢で端末を利用することが可能になった。ソファやベッドでは横になりながら、路上や電車では立ったままで端末を操作する人も多い。

心理学研究においては姿勢が感情や認知に影響を与えることが以前から知られている。例えば前屈姿勢では課題の成果に対する自信が低下し (Stepper & Strack, 1993), 足を伸ばし椅子の背もたれに寄りかかった姿勢で座った直後にはギャンブル課題で一層リスクが高い判断をするようになる (Carney et al.,

2010)。また、前傾姿勢で画像を見るとポジティブな生理状態が生じやすくなることや、注意の焦点が狭まることなども明らかとなっている (Price & Harmon-Jones, 2015)。

こうした姿勢による感情や認知に対する影響が、モバイル端末を利用する際の意思決定や行動に影響を及ぼしている可能性は十分に考えられる。現在、スマートフォン用ゲームにおいては「ガチャ」と呼ばれるくじ引き式のアイテム購入システムが主流となっている。ゲーム内において有用なアイテムほど当たる確率が低いため、自分が欲しいアイテムが出るまで無制限に課金を続けてしまうなど、ギャンブル依存症と同様の症状を生み出していることが社会的にも懸念されている。もし端末操作時の姿勢を変

えるだけで成果への自信を減弱させ、リスク判断をより慎重にさせることができれば、過剰な課金も減らせる可能性がある。そこで本研究では、スマートフォン利用時の姿勢とリスク判断の関係を明らかにすることを目的とし、ギャンブル課題を2つの異なる姿勢で実施したときのリスク判断傾向を検討した。

ギャンブル課題としてBechara et al. (1994) のIowa Gambling Task (IGT) をベースにスマートフォン用IGTアプリを開発し、これを実験に使用した。IGTでは4つのカードデッキから裏に報酬額や罰金額が書かれたカードを1枚ずつ引くことを繰り返し、所持金を最大化することが求められる。カードデッキには短期的に見れば報酬額が大きい長期的には損をするデッキ(悪いデッキ)と、短期的には報酬額は小さい長期的には得をするデッキ(良いデッキ)の2種類があり、報酬や罰金の金額や順番はあらかじめ決められているが、参加者にはそのことを知らせない。そのため参加者は実際にカードを引きながら各デッキの傾向を学習する必要がある。IGTは不確実な状況下での意志決定機能を評価するための課題であり、臨床における神経心理学的検査としてだけでなく、参加者の選択行動を潜在変数によってモデル化した強化学習モデルである、Expectancy Valence (EV) モデルを構築するための題材としても利用されている (Busemeyer & Stout, 2002)。

本研究では、Busemeyer & Stout (2002) が提案したEVモデルを元に、ベイズモデルとしてWetzels et al. (2010) が構築したIGTデータを扱うBayesian Expectancy Valence (BEV) モデルを利用し、姿勢ごとにリスク判断傾向に関連する指標として、IGTにおける損失への注意度が異なるかを分析する。

前傾姿勢の場合にはリスクが高い選択は行われなくなり、後傾姿勢の場合には、比較的高いリスクの選択がとられやすくなる傾向にあることから、前傾姿勢の場合に、後傾姿勢よりも損失への注意度が大きくなりやすいことが予想される。

## 方法

### 参加者

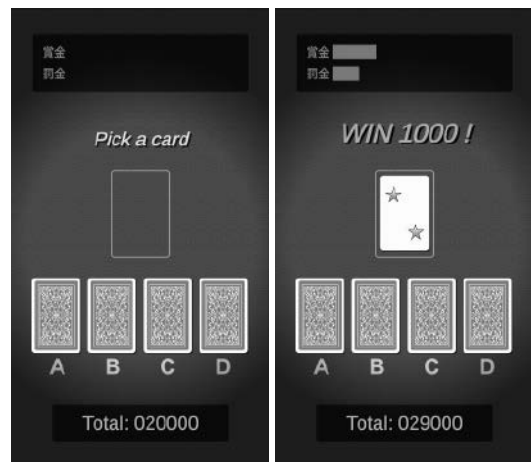
視力・聴力に異常のない成人20名(男性10名、女性10名、平均21.50歳)が参加した。課題実施時に教示に従わなかった男性1名を分析から除外し、19名(平均21.10歳、標準偏差0.88)を最終的な分析対象とした。参加者には実験の内容やリスクにつ

いて口頭および書面で説明し、同意を得た上で実験を開始した。ただし、参加者が事前に本研究の目的である姿勢とリスク判断傾向のことを知ってしまうと課題の成績に影響する可能性があったため、事前の説明ではモバイル端末利用時の姿勢が利用者の心理に与える影響を調べる実験であると伝え、リスク判断については言及しなかった。

### 実験手続き

本実験ではギャンブル課題としてIGT (Bechara et al., 1994) をスマートフォン用ゲームアプリとして違和感のない見た目と操作性に変更した独自開発のゲームアプリを使用した(図1)。参加者はゲームアプリのルールと操作方法について説明を受けたあと、高座椅子に前屈みに座る前傾姿勢条件と、135度に倒した背もたれに寄りかかって座る後傾姿勢条件の2つの条件で課題を実施した。前傾姿勢条件では太腿に両肘を付いた状態を維持するように求め、後傾姿勢条件では背もたれから背中を離さないように求めた。

図1 ゲームアプリのスタート画面(左)とプレイ中の画面(右)



ゲーム開始後、4つのカードデッキ(A・B・C・D)のうち1つをタップすると、そのデッキから1枚のカードが画面中央に移動し、カードがめくられるアニメーションと効果音とともにカードの裏面が表示された。裏面には1から5個の星またはドクロが描かれており、星の場合は報酬の獲得を意味し、ドクロの場合は罰金の支払いを意味していた。日本人が理解しやすいように金額は円に変更し、星また

はドクログの数に対応した金額は、数が少ない順から500円、1000円、2000円、4000円、12000円であり、金額が大きくなるほど出現確率は低くなっていた。また、ゲーム開始時の所持金は20000円であった。1人の参加者が2つの条件で課題を実施するため、カードデッキの配置はA・Bが悪いデッキでC・Dが良いデッキの場合と、A・Cが良いデッキでB・Dが悪いデッキの場合の2通り用意し、前傾姿勢条件と後傾姿勢条件の実施順序と合わせて参加者間でカウンターバランスを取った。標準的なIGTではカードを引く作業を100回行うが、本研究では姿勢を変えて2回課題を実施する必要があるため、参加者の負担を考慮して各条件の試行数を80試行とした。

スマートフォンは5.5インチのAndroid端末(jetfon G1701)を使用した。スマートフォンの操作は片手で本体を持ち、もう一方の手の人差し指でカードをタップするように統一した。ゲームの途中で指示された姿勢の維持が辛くなった場合は、一旦ゲームをやめて休憩することも許可したが、ゲームを再開するときは必ず指示された姿勢に戻るように伝えた。両条件の終了後、カードデッキの中には良いデッキと悪いデッキが存在したことから、本実験では姿勢とリスク判断傾向の関係について検討することを伝え、改めてデータの提供に対する同意を得た。

表1にある1名の参加者個人のIGTデータの構造を示した。左列から、試行ごとの選択デッキ、選択の結果得られた報酬または損失、選択時の姿勢を表している。

表1 個人のIGTデータ構造

	選択	報酬	損失	姿勢
1	B	1000	0	前傾
2	D	500	0	前傾
3	B	2000	0	前傾
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
158	B	1000	0	後傾
159	B	0	-4000	後傾
160	D	0	-12000	後傾

モデル

BEVモデルでは、IGTにおける参加者個人の試行  $t$  ( $= 1, 2, \dots, t, \dots, T$ ) における、選択デッキ  $k$  ( $= 1, 2, \dots, K$ ) の数値 (valence)  $v_{kt}$  が、当該デッキから引かれたカードの報酬  $W_t$  と損失  $L_t$  によって、

$$v_{kt} = (1 - w)W_t + wL_t \tag{1}$$

のように定まることを仮定する。ここで、 $w \in [0, 1]$  は損失への注意度パラメータと解釈される。ただし、一般的なIGTでは選択に応じて、報酬と損失の両方が同時に発生するが、本研究で実施した実験では、報酬と損失のどちらか一方のみが発生するため、(1)式右辺は試行ごとにどちらか一方の項のみが残る。

次の試行  $t+1$  において、参加者が持つデッキ  $k$  の期待数値 (expectancy valence)  $Ev_{k(t+1)}$  は、

$$Ev_{k(t+1)} = Ev_{kt} + a(v_{kt} - Ev_{kt}) \tag{2}$$

と表現される。(2)式は、前回試行におけるデッキの数値と期待数値との差異に基づいて、現在の試行における期待数値が定まることを表している。ただし、前回試行時のデッキ数値と期待数値との差異が、次の試行のデッキの期待数値へどの程度反映されるかは、パラメータ  $a \in [0, 1]$  によって定められる。このため、 $a$  は更新率と呼ばれる。

$t+1$  回目の試行において、デッキ  $k$  を選択 ( $S_{k(t+1)}$ ) する確率は

$$\Pr [S_{k(t+1)}] = \frac{\exp(\theta_t Ev_{kt})}{\sum_{j=1}^4 \exp(\theta_t Ev_{jt})}$$

と表される。ここで  $\theta_t$  は

$$\theta_t = \left(\frac{t}{10}\right)^c$$

と表される。 $c$  は反応の一貫性を表すパラメータとされる。

本研究では、Wetzels et al. (2010) によって示されたIGTデータを扱うBayesian Expectancy Valenceモデルを利用し、(1)式について、個人内で姿勢(前傾・後傾)ごとに  $w$  の値が異なることを許容するモデル

$$v_{kt} = (1 - w_p)W_t + w_p L_t \tag{3}$$

を仮定する。ここで、 $w_p$  ( $p = \{1, 2\}$ , 前傾姿勢 = 1, 後傾姿勢 = 2) である。

前述の通り、前傾姿勢の場合にはリスクが高い選択は行われなくなり、後傾姿勢の場合には、比較的风险の高い選択がとられやすくなる傾向にあることから、個人内において、前傾姿勢の場合に、後傾姿勢よりも  $w_p$  の値が大きくなる ( $w_1 > w_2$ )、すなわち試行ごとの損失に対して注意が高まることが予想

される。

分析にはR 4.3.2, RStan 2.32.5およびStan 2.26.1を利用した。パラメータ  $w_p, a, c$  の事前分布として、一様分布を利用した。ただし、パラメータの範囲として、 $w_p$  と  $a$  は  $[0, 1]$ 、 $c$  は Wetzels et al. (2010) を参考に  $[-5, 5]$  を設定した。また、試行開始時点における、各デッキの期待数値は0、デッキ選択確率は0.25ずつとした。

## 結果

### 結果1 (BEVモデルによる分析)

分析に用いた19名分のIGTデータを対象とし、(3)式を仮定したBEVモデルに基づき、 $a, c$  および  $w_p$  について、それぞれの事後分布からの標本を、Hamiltonian Monte Carlo (HMC) 法を利用して発生させた。各参加者について、連鎖数4、ウォームアップ期間を2000、更新回数2000とし、合計8000個の標本を用いて推測を行った。このうち、初期値を変更して、複数回連鎖の発生を行っても収束が認められなかった1名分を除いて、結果の解釈を行った。残りの18名については、4連鎖のうち、最後まで更新ができなかった連鎖は破棄し、残りの連鎖のみを用いることとし、収束判定指標  $\hat{R}$  がすべてのパラメータにおいて1.1未満であったことを確認した。

表2に18名分の参加者の、BEVモデルに関するHMC標本を利用したEAP推定値を示した。

表2 BEVモデルのパラメータのEAP推定値

No.	$w_1$	$w_2$	$a$	$c$	$p_{w_1 > w_2}$
1	0.812	0.440	0.001	-1.096	0.952
2	0.366	0.344	0.000	-1.091	0.573
3	0.487	0.378	0.000	-0.161	0.853
4	0.649	0.447	0.000	-1.514	0.717
5	0.508	0.555	0.000	-2.190	0.458
6	0.633	0.159	0.000	3.539	1.000
7	0.523	0.590	0.000	-1.115	0.423
8	0.309	0.259	0.000	-0.840	0.629
9	0.454	0.297	0.001	-0.600	1.000
10	0.331	0.649	0.000	-0.839	0.012
11	0.471	0.134	0.001	-1.117	0.994
12	0.471	0.286	0.000	-1.348	0.692
13	0.466	0.638	0.000	-2.255	0.321
14	0.639	0.498	0.000	-1.946	0.647
15	0.088	0.377	0.000	1.921	0.016
16	0.561	0.440	0.000	-1.718	0.646
17	0.492	0.607	0.000	-3.491	0.390
18	0.568	0.562	0.000	-1.761	0.503
Mean	0.490	0.426	0.000	-0.979	

$a$  のEAP推定値から、参加者はIGTの試行内において、デッキを選択する際に、前回の試行における期待数値と実際のデッキの数値との差異を反映させることは、ほとんどないことが示唆された。

また、 $c$  のEAP推定値のほとんどで負の値となった。 $c$  は正の値であれば、試行を重ねるごとに期待数値に沿ってデッキ選択がなされると解釈される。一方で、負の値の場合には、試行を重ねるごとにランダムにデッキ選択がなされると解釈される(Wetzels et al., 2010)。このため、今回の実験では、参加者はデッキ選択をランダムに行っていたと考えられる。

$w_1$  は前傾姿勢時の、 $w_2$  は後傾姿勢時の参加者内での損失に対する注意度を表している。 $w_1$  と  $w_2$  の大小関係を分析するために、それぞれの事後分布のHMC標本に基づき、生成量

$$u_{w_1 > w_2} = \begin{cases} 1, & w_1 > w_2 \\ 0, & \text{それ以外の場合} \end{cases}$$

を作成し、その平均値

$$p_{w_1 > w_2} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M u_{w_1 > w_2}^{(m)}$$

を算出した。ここで  $M$  は連鎖の更新回数である。 $p_{w_1 > w_2}$  は個人内において、 $w_1$  が  $w_2$  を上回る確率、すなわち、前傾姿勢時の損失への注意度が、後傾姿勢時の損失への注意度よりも大きい確率である。12名において、 $p_{w_1 > w_2} > 0.5$  となった。

### 結果2 ( $w_1$ が $w_2$ を上回る確率)

結果1において算出した18名分の  $p_{w_1 > w_2}$  について、それらがベータ分布

$$f(p|\alpha, \beta) = \frac{p^{\alpha-1}(1-p)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)}$$

に従っているという仮定の下で、バイズモデルによる分析を行った。ここで、 $p = p_{w_1 > w_2}$  であり、 $B(\alpha, \beta)$  はベータ関数である。ベータ分布のパラメータ  $\alpha, \beta$  については、 $[0.001, 10]$  の範囲の一様事前分布を仮定した。

このとき、データ中に確率  $p = 1$  が存在する場合、ベータ分布の確率密度関数が0となり、分析ができなくなるため、1である場合には、ほぼ1とみなせる値 (0.9999) とした。

連鎖数4, ウォームアップ期間を1000回, 更新回数を6000回として, HMCを実行した。HMCによって得られたベータ分布のパラメータの事後分布を利用して, ベータ分布の期待値  $E_{beta} = \alpha / (\alpha + \beta)$  および標準偏差  $SD_{beta} = \sqrt{\alpha\beta / (\alpha + \beta)^2 (\alpha + \beta + 1)}$  を生成量として得た。  $E_{beta}$  の事後分布の要約は0.622(0.068) [0.482, 0.749]であり,  $SD_{beta}$  の事後分布の要約は0.328(0.028) [0.272, 0.380]であった。  $E_{beta}$  が0.5を超える確率を生成量

$$u_{E_{beta}} = \begin{cases} 1, & E_{beta} > 0.5 \\ 0, & \text{それ以外の場合} \end{cases}$$

$$p_{E_{beta} > 0.5} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M u_{E_{beta}}^{(m)}$$

として定義し, 算出した。この結果として, 期待値が0.5を超える確率は95.6%であった。なお, 同様の方法により, 0.6を超える確率を算出したところ, 63.8%であった。

### 考察

本研究では, 後傾姿勢の方が前傾姿勢よりもリスク判断が甘くなるという先行研究に基づき, BEVモデルを利用して前傾姿勢と後傾姿勢ごとにIGTにおける損失への注意度が異なり, 前傾姿勢の方が, 課題における損失への注意度が高くなるかを検証した。

分析の結果, 前傾姿勢における損失への注意度が, 後傾姿勢よりも高くなる参加者が多かった。また, 前傾姿勢における損失への注意度が, 後傾姿勢よりも高くなる平均的な確率 (平均的な  $p_{w_1 > w_2}$ ) が, 50%を超える確率は95.6%となり, 非常に高い確率となった。

上記の結果から, 後傾姿勢と比較して, 前傾姿勢の場合には, 損失への注意が高い傾向が認められた。このため, 人がリスクを伴う判断 (ガチャも含む) をする場合には, 姿勢を前傾へと調整することで, より損失への注意が向くようになり, 判断が慎重に行われるようになる可能性が示唆された。

想定外の結果として, 多くの参加者がデッキの選択をランダムに行っていたことが挙げられる。従来のIGTを用いた研究では, 健常者は試行が進むに従って各デッキの特性を学習し, 悪いデッキよりも良いデッキを選ぶようになることが示されている。今回の参加者がデッキの特性を学習している様子が見られなかったのは, 1つの姿勢条件における試行数

(80試行)が標準的な試行数である100試行よりも少なかったためかもしれない。一方で健常な大学生の中にも最後までデッキ選択が偏らない群が64%存在するとの報告もあり (荻原他, 2022), 本研究においてはその群に属する参加者が多かった可能性もある。出現率の異なるカードがあり, 確率が低いほど報酬額も大きいというIGTの設定がスマートフォン用ゲームのガチャと類似していることから, 本研究ではIGTを採用した。しかしBalloon Analogue Risk Task (BART)のような学習の必要がないシンプルなギャンブル課題を用いることで, 姿勢によるリスク判断傾向の差違をより明確に抽出することができるかもしれない。

### 引用文献

- Bechara, A., Damasio, A. R., Damasio, H., & Anderson, S. W. (1994). Insensitivity to future consequences following damage to human prefrontal cortex. *Cognition*, 50, 7-15. [https://doi.org/10.1016/0010-0277\(94\)90018-3](https://doi.org/10.1016/0010-0277(94)90018-3)
- Bechara, A., Tranel, D., & Damasio, H. (2000). Characterization of the decision-making deficit of patients with ventromedial prefrontal cortex lesions. *Brain*, 123, 2189-2202. <https://doi.org/10.1093/brain/123.11.2189>
- Busemeyer, J. R., & Stout, J. C. (2002). A contribution of cognitive decision models to clinical assessment: Decomposing performance on the Bechara gambling task. *Psychological Assessment*, 14, 253-262. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.14.3.253>
- Carney, D. R., Cuddy, A. J., & Yap, A. J. (2010). Power posing: Brief nonverbal displays affect neuroendocrine levels and risk tolerance. *Psychological Science*, 21, 1363-1368.
- 荻原 彩佳, 遊間 義一, 金澤 雄一郎, 河原 哲雄, 東條 真希, 石田 祥子 (2023). 大学生におけるアイオウギャンブル課題の得点の推移の異質性. *心理学研究*, 93, 506-515. <https://doi.org/10.4992/jjpsy.93.21043>
- Price, T. F., & Harmon-Jones, E. (2015). Embodied emotion: The influence of manipulated facial and bodily states on emotive responses. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 6, 461-473. <https://doi.org/10.1002/wcs.1370>
- R Core Team (2023). R: A Language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>

- Stan Development Team (2023). Stan modeling language users guide and reference manual, 2.33. <https://mc-stan.org>
- Stan Development Team (2024). "RStan: the R interface to Stan." R package version 2.32.5, <https://mc-stan.org/>.
- Stepper, S., & Strack, F. (1993). Proprioceptive determinants of emotional and nonemotional feelings. *Journal of Personality and Social Psychology, 64*, 211-220. doi:Doi 10.1037/0022-3514.64.2.211
- Wetzels, R., Vandekerckhove, J., Tuerlinckx, F., & Wagenmakers, E.-J. (2010). Bayesian parameter estimation in the expectancy valence model of the Iowa gambling task. *Journal of Mathematical Psychology, 54*, 14-27. <https://doi.org/10.1016/j.jmp.2008.12.001>

#### 付記

本研究における実験は関西大学大学院心理学研究科における、研究・教育倫理委員会の承認（#136）を受けた上で実施された。

#### 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP19K12084 の助成を受けている。

#### 利益相反

著者両名にいかなる利益相反もない。

#### 著者分担

第1著者が本研究を立案し、実験を実施した。第2著者はモデリングと分析を行い、草稿をまとめた。最終稿は二人で確認した。

#### 著者紹介

松田 剛 (Goh Matsuda)

関西大学社会学部

(Faculty of Sociology, Kansai University)

関西大学社会学部 准教授。認知心理学、メディア心理学を専門としている。特にデジタルメディアが人間の認知活動に与える影響に関する研究を行っている。

秋山 隆 (Takashi Akiyama)

関西大学社会学部

(Faculty of Sociology, Kansai University)

関西大学社会学部 准教授。専門は心理統計学を専門としている。バイズモデリングを利用した心理学データの解析法を中心に研究を行っている。

Correspondence concerning to this article should be addressed to Assoc. Prof. Goh Matsuda at [gmatsuda@kansai-u.ac.jp](mailto:gmatsuda@kansai-u.ac.jp) and Assoc. Prof. Takashi Akiyama at [akiyamat@kansai-u.ac.jp](mailto:akiyamat@kansai-u.ac.jp).

#### 要旨

本研究では、スマートフォン利用時の姿勢とリスク判断の関係を明らかにすることを目的とし、ギャンブル課題を2つの異なる姿勢で実施したときのリスク判断傾向を検討した。実験では Iowa Gambling Task (IGT) をベースとしたギャンブル課題を行った。参加者は実験内で前傾姿勢と後傾姿勢の、2つの姿勢状態で課題へ取り組んだ。実験により得られた IGT データを対象として、期待数値バイズモデルをベースに、姿勢の違いによる参加者の損失への注意度の推定と、値の比較を行った。分析の結果、参加者内において、前傾姿勢時の方が、後傾姿勢時より損失への注意度が確率的に高い傾向が示された。

キーワード：スマートフォン、アイオワ・ギャンブリング課題、リスク・テイキング傾向、バイズアン期待数値モデル