

# メカニズム説明が主観的知識及び態度に与える影響： インターネットを用いた説明と自力での説明を比較した検討

## Effects of explaining mechanisms on subjective knowledge and attitudes: A comparison between explanations with or without the help of Internet

岩谷 舟真<sup>†</sup>  
Shuma Iwatani

<sup>†</sup> 関西学院大学  
Kwansei Gakuin University  
iwatani.shuma@kwansei.ac.jp

### 概要

本研究では、政策が効果を持つに至るメカニズムについて説明する前後で、当該政策に対する主観的知識や態度がどのように変容するかを検討した。Web 実験を行った結果、自力でメカニズムを説明した場合には説明前後で当該政策及び政策一般に対する主観的知識は変わらなかった。一方、ChatGPTやGoogleを用いて説明した場合には説明後に当該政策の主観的知識のみならず政策一般に対する主観的知識が上昇した。政策に対する態度に関しては、説明を行う政策によって結果が異なり、一貫した結果は得られなかった。

キーワード：主観的知識 (subjective knowledge)、説明深度の錯覚 (illusion of explanatory depth)

### 1. 背景と目的

近年、政治的態度の分極化が指摘されている。共和党・民主党の各党員を対象に調査を行った Pew Research Center (2014) によると、36% (27%) もの共和党員 (民主党員) が「相手の政党の政策は国家のウェルビーイングを脅かす」と答えている。この結果は両党員間で政治的態度が分極化していることを示唆する。

政治的態度の分極化を促進しうる1つの要因として、主観的知識が指摘されている。主観的知識とは「各々が知っていると思っているもの」であり、「各々が実際に知っているもの」を意味する客観的知識と対比される概念である (Brucks, 1985)。人々は自らの知識量を高く見積もる傾向にあり (説明深度の錯覚; Lawson, 2006; Rozenblit & Keil, 2002)、また主観的知識を高く見積もる者ほどより極端な態度を持つ (e.g., Fernbach et al., 2019)。

Fernbach et al. (2013) は主観的知識を減らす介入を通じて、人々の政策に対する態度を変容させた。人々は普段何らかのメカニズム (例: 退職年齢を上げるという施策が社会保障に影響するメカニズム) について説明を求められることはなく自らの知識量の低さに気がつくことは稀であるが、メカニズムに関する説明を求めるという介入をなされると、メカニズム説明を試みる中

で自らの知識量の低さに気がつく (Rozenblit & Keil, 2002)。Fernbach et al. (2013) は上の介入を応用し、政策が効果を持つメカニズムを説明させることで、人々の政策に対する主観的知識を下げ、政策に対する態度をより中庸に変えることに成功した。

本研究では自力でのメカニズム説明のみならず、インターネットを用いてメカニズム説明を行った場合の態度変容を検討した。インターネットを用いてメカニズムを説明することで主観的知識が上昇することが報告されており (Fisher et al., 2015)、インターネットを用いたメカニズム説明が却って態度をより極端にする可能性がある。先行研究ではGoogleを用いてメカニズムを説明する場合が検討されてきたが (e.g., Fisher et al., 2015; Ward, 2021)、本研究ではChatGPTを用いてメカニズムを説明する場合についても検討した。

### 2. 方法

#### 2.1. 実験デザイン

2 要因 6 水準混合要因のデザインで実験を行った。第1の要因はメカニズム説明の方法であり、ChatGPT条件(ChatGPTを用いて説明する)、Google条件(Googleを用いて説明する)、自力条件(自力で説明する)の3水準を設けた(参加者間要因)。第2の要因は主観的知識及び態度の測定タイミングであり、説明前・後の2水準を設けた(参加者内要因)。

#### 2.2. 実験参加者

クラウドワークス (<https://crowdworks.co.jp/>) のモニターを対象に実験参加者を募集した。最後まで回答した428人のうち、本研究と類似した別研究に参加した者と欠損値のあった者などを除いた400人を分析した ( $M_{age} = 40.23$ ,  $SD_{age} = 11.83$ 、男性: 156人、女性: 238人、ノンバイナリー: 6人)。

## 2.3. 実験手続き

実験は3つのフェーズで構成される。第1フェーズでは、実験参加者は政策に対する態度と主観的知識を回答するよう求められた。具体的には、実験参加者は4つの施策（「円安傾向を抑制するために日本の金利を上げる」「国内産業を保護するために外国からの輸入品に対して高い関税を課す」「企業の生産性を高めるために成果に基づいて労働者の報酬を決める」「サービスの質を高めるために水道サービスを民営化する」）のそれぞれに対する態度（「1：強く反対する」から「7：強く賛成する」までの7件法）と主観的知識（「1：全く理解していないと思う」から「7：とても理解していると思う」までの7件法）を回答した。その他、政策一般（上の4つの施策を除く）に対する主観的知識も同様の7件法で回答した。

第2フェーズでは、実験参加者は、上の各政策が効果を持つに至るメカニズム（例：日本の金利を高めることがドル円レートに影響を与えるに至るメカニズム）を説明するよう求められた。Fernbach et al. (2013)と同様、実験参加者は最初のステップ（日本の金利を高めること）から最後のステップ（ドル円レートに影響を与えること）に至るまでのステップを挙げ、各ステップが次のステップを引き起こす一連のつながりについてできる限り飛躍のないよう説明するよう求められた。ChatGPT（Google）条件の参加者はChatGPT（Google）を用いてメカニズムを説明するよう求められ、自力条件の参加者は書籍やインターネットを用いずに自力で回答するよう求められた。

第3フェーズでは、実験参加者は再度政策に対する態度と主観的知識を回答するよう求められた。測定項目は第1フェーズのものと同じであった。

## 3. 結果

### 3.1. 主観的知識に対する影響

まずメカニズム説明が主観的知識に与える影響を検討した。表1に説明前後の各政策に対する主観的知識量を載せる。 $\alpha$ 係数が十分高かったため（説明前： $\alpha = 0.82$ 、説明後： $\alpha = 0.88$ ）、4つの政策に対する主観的知識を平均化した値を主観的知識の指標とし、主観的知識を従属変数とする2要因6水準の分散分析を行った。メカニズム説明の方法と測定タイミングの交互作用が見られ（ $F_{(2,397)} = 6.85, p < .01, \eta^2 = .03$ ）、自力条件では説明前後で主観的知識は変わらなかった一方（ $F_{(1,138)} = 1.20, p < .28, \eta^2 = .01$ ）、ChatGPT条件（ $F_{(1,140)} = 16.54, p < .001, \eta^2 = .11$ ）とGoogle条件（ $F_{(1,119)} = 31.91, p < .001, \eta^2 = .21$ ）では説明後の主観的知識の方が高かった。その他、メカニズム説明の方法の主効果（ $F_{(2,397)} = 6.85, p < .01, \eta^2 = .03$ ）と測定タイミングの主効果が見られた（ $F_{(1,397)} = 35.99, p < .001, \eta^2 = .08$ ）。

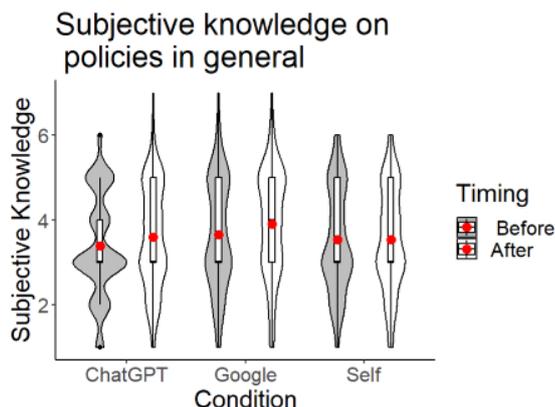
以上の結果は検索を行うことで知っているつもりであるという錯覚が強まった可能性を示唆すると同時に、検索を通じて実際に知識を獲得したために主観的知識が上昇した可能性（つまり知識量に関する錯覚が強まっただけで、検索を通じた知識量の増加を反映している可能性）を示唆している。そこで、説明を求められた4つの政策を除いた、政策一般に対する主観的知識を従属変数として同様の分析を行った。結果、測定タイミングの主効果が見られ（ $F_{(1,397)} = 10.80, p < .01, \eta^2 = .03$ ）、その効果はChatGPT条件（ $F_{(1,140)} = 6.18, p < .02, \eta^2 = .04$ ）・Google条件（ $F_{(1,119)} = 7.62, p < .01, \eta^2 = .06$ ）では有意だったが、自力条件では非有意だった（ $F_{(1,138)} = 0.00, p > .99, \eta^2 = .00$ ; 図1）。ChatGPTやGoogleを用いてメカニズム説明を行った場合に限り政策全般に対する主観的知識が増えることが示唆されるが、交互作用は見られなかった（ $F_{(2,397)} = 2.82, p = .06, \eta^2 = .01$ ）。

表1. 説明前後の主観的知識

		金利	関税	成果主義	水道民営化	政策全般
ChatGPT 条件	説明前	3.58 (1.46)	4.18 (1.43)	4.43 (1.32)	3.93 (1.41)	3.39 (1.22)
	説明後	4.19 (1.29)	4.40 (1.22)	4.53 (1.26)	4.31 (1.20)	3.60 (1.22)
Google 条件	説明前	3.68 (1.42)	4.28 (1.38)	4.43 (1.47)	4.20 (1.51)	3.65 (1.30)
	説明後	4.51 (1.18)	4.70 (1.78)	4.82 (1.89)	4.74 (1.13)	3.91 (1.28)
自力条件	説明前	3.65 (1.38)	4.12 (1.39)	4.32 (1.33)	3.88 (1.43)	3.54 (1.25)
	説明後	3.59 (1.45)	4.01 (1.32)	4.29 (1.23)	3.83 (1.31)	3.54 (1.23)

Note. 括弧内は標準偏差の値を意味する。

図 1. 説明前後の政策全般に対する主観的知識



3.2. 政策への態度に対する影響

次に、メカニズム説明が政策に対する態度の極端さに及ぼす影響を検討した。具体的には、自力でメカニズムを説明した場合は態度が中庸になり (c.f., Fernbach et al., 2013)、ChatGPT や Google を用いてメカニズムを説明した場合は態度が極端になる可能性を検討した。Fernbach et al. (2013) に基づき、回答された態度と中点 (4 点; 本実験は 7 件法で測定されているため) との差分の絶対値を態度の極端さと操作的に定義した。表 2 に説明前後の各政策に対する態度の極端さを記載する。4 つの政策に対する態度の極端さの  $\alpha$  係数が低かったため (説明前:  $\alpha=0.46$ , 説明後:  $\alpha=0.56$ )、政策ごとに検討を行った。分散分析の結果、金利政策では交互作用が見られ ( $F_{(2,397)}=4.57, p<.02, \eta^2=.02$ )、Google 条件では説明後に態度が極端になったが ( $F_{(1,119)}=7.40, p<.01, \eta^2=.06$ )、ChatGPT 条件 ( $F_{(1,140)}=0.11, p<.74, \eta^2=.00$ )・自力条件 ( $F_{(1,138)}=1.45, p<.23, \eta^2=.01$ ) では説明前後で態度の極端さは変わらなかった。一方、金利政策以外の政策では交互作用は見られなかった ( $F_s < 1.58, p_s > .22, \eta^2 < .01$ )。また、いずれの政策においても

メカニズム説明の方法の主効果は見られず ( $F_s < 1.84, = .02$ )、成果主義を除いては測定タイミングの主効果も見られなかった ( $F_s < 2.21, p_s > .13, \eta^2 < .01$ )。

4. 考察

本研究の目的は、政策が効果を及ぼすに至るメカニズムの説明を行うことによって、主観的知識及び態度の極端さはどのように変容するのかを検討することである。結果、自力でメカニズムを説明した場合、説明前後で基本的には主観的知識も態度の極端さも変容しなかった。一方、ChatGPT や Google を用いてメカニズムを説明した場合、説明後に主観的知識は上昇したものの態度の極端さは変容しなかった。

検索エンジンを用いて説明することで主観的知識が上昇するという結果は Fisher et al. (2015) と一貫するが、本研究では主観的知識の上昇が態度変容には結びつかなかった。Fernbach et al. (2019) は、主観的知識の高い者ほど、そして客観的知識の低い者ほど極端な態度を持つことを示している。本研究の参加者は検索を通じて主観的知識を高めると同時に客観的知識をも高めたために、それぞれが相殺しあった結果、態度が変容しなかった可能性がある。

また、自力でのメカニズム説明の前後で、当該政策に対する主観的知識も政策への態度も変容しなかった。本研究の参加者は 4 つの政策に対するメカニズム説明を全て行った後に主観的知識と態度を回答したが、先行研究の参加者は 1 つの政策に対するメカニズム説明を行った直後に当該政策に対する主観的知識と態度を回答し、その次に別の政策に対するメカニズムを説明し主観的知識と態度を回答するというプロセスを繰り返していた。今後の研究では先行研究と同様の手続きをとった場合に、先行研究の知見が追試されるかを検討する必要がある。

表 2. 説明前後の態度の極端さ

		金利	関税	成果主義	水道民営化
ChatGPT 条件	説明前	0.92 (0.86)	1.11 (0.85)	1.36 (0.91)	1.36 (1.09)
	説明後	0.94 (0.81)	1.00 (0.81)	1.20 (0.86)	1.21 (0.99)
Google 条件	説明前	0.91 (0.84)	1.03 (0.92)	1.38 (0.76)	1.40 (1.02)
	説明後	1.12 (0.79)	1.07 (0.86)	1.23 (0.88)	1.34 (1.05)
自力条件	説明前	0.87 (0.84)	1.02 (0.76)	1.26 (0.83)	1.17 (1.00)
	説明後	0.81 (0.77)	0.99 (0.76)	1.19 (0.87)	1.22 (0.94)

Note. 括弧内は標準偏差の値を意味する。

## 文献

- Brucks, M. (1985). The effects of product class knowledge on information search behavior. *Journal of Consumer Research*, 12(1), 1–16. <https://doi.org/10.1086/209031>
- Fernbach, P. M., Light, N., Scott, S. E., Inbar, Y., & Rozin, P. (2019). Extreme opponents of genetically modified foods know the least but think they know the most. *Nature Human Behaviour*, 3(3), 251–256. <https://doi.org/10.1038/s41562-018-0520-3>
- Fernbach, P. M., Rogers, T., Fox, C. R., & Sloman, S. A. (2013). Political extremism is supported by an illusion of understanding. *Psychological Science*, 24(6), 939–946. <https://doi.org/10.1177/0956797612464058>
- Fisher, M., Goddu, M. K., & Keil, F. C. (2015). Searching for explanations: How the Internet inflates estimates of internal knowledge. *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(3), 674–687. <https://doi.org/10.1037/xge0000070>
- Lawson, R. (2006). The science of cycology: Failures to understand how everyday objects work. *Memory & Cognition* 34(8), 1667–1675. <https://doi.org/10.3758/BF03195929>
- Pew Research Center. (2014). Political Polarization in the American Public.
- Rozenblit, L., & Keil, F. (2002). The misunderstood limits of folk science: An illusion of explanatory depth. *Cognitive Science*, 26(5), 521–562. [https://doi.org/10.1016/S0364-0213\(02\)00078-2](https://doi.org/10.1016/S0364-0213(02)00078-2)
- Ward, A. F. (2021). People mistake the internet's knowledge for their own. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(43), e2105061118. <https://doi.org/10.1073/pnas.2105061118>