

経時に伴う COVID-19 関連記事の正確さ識別力低下について Decline in accuracy discernment of COVID-19 related articles over time

藤本 和則^{1*}, 田中 優子², 犬塚 美輪³
Kazunori Fujimoto, Yuko Tanaka, and Miwa Inuzuka

¹近畿大学, ²名古屋工業大学, ³東京学芸大学
Kindai University, Nagoya Institute of Technology, Tokyo Gakugei University

*Corresponding author: kfujimoto@kindai.ac.jp

概要

経時に伴う COVID-19 関連記事の正確さの識別力（真の記事を正しいと、偽の記事を誤りと判断する能力）の変化について分析した結果を報告する。分析には、異なる時期に実施された二つの再現実験のデータを利用した。分析の結果、正確さの識別力は経時とともに低下することを確認した。また、識別力の低下は、COVID-19 への関心が薄れたことや、被験者の政治的偏りの変化だけでは十分に説明されないことを確認した。

キーワード：誤情報, フェイクニュース, COVID-19, 正確さ識別力, 正確さナッジ (accuracy-nudge)

1. はじめに

近年、誤情報の拡散が大きな社会問題となっている。これに伴い、認知心理学の分野では、受け取った誤情報を他と共有する人間の認知過程を解明するため、さまざまな研究が行われている[1,2]。特に、正確さナッジ (accuracy nudge) による介入[3]は、多くの研究者から注目を集めている。正確さナッジは、その記事が正しいかどうか「注意」を向けさせるようプライミングすることにより、誤情報の共有を抑制しようとする（プライミングはランダムに選んだ記事の正確さを定期的に評価させるという形で与えられる）。

正確さナッジについては、これまでに、いくつかの観点から研究が進められており、いずれの研究でもその介入効果が確認されている（例えば[4]）。一方、Roozenbeek らが行った再現実験では、正確さナッジの介入効果は確かに存在するが、そのサイズはきわめて小さいことが報告された[5]。彼らの再現実験は、2020年3月に Pennycook らが行った、COVID-19 関連記事を使った実験[4]を、Systematizing Confidence in Open Research and Evidence (SCORE) の手順に従って厳密に再現した。Roozenbeek らは、ターゲット実験[4]に比べて介入効果が弱まった理由の一つとして、「人々は時間の経過とともに COVID-19 の誤報に順応 (attuned) し

た」という可能性を指摘した[5]。同じ誤情報に繰り返し接することで、より真実であると認識するようになる真実錯覚効果[6]も知られており、経時に伴う順応により正確さナッジの効果が損なわれたとする仮説は有力である。

本稿では、Roozenbeek らの「COVID-19 の誤報に順応した」という仮説について、特に、「正確さの知覚の経時的な変化」に着目して分析した結果を報告する。分析にあたっては、次の二つのデータセットを結合したデータを利用する。一つは、Roozenbeek らが 2020年9月23日～30日（米国現地時間）に実施した再現実験のデータである。もう一つは、筆者らが 2023年2月26日（米国現地時間）に実施した再現実験のデータ（以下、Fujimoto らの再現実験データと呼ぶ）である。これら二つのデータセットを使うことにより、真、あるいは、偽の情報への正確さの知覚が経時とともにどのように変化したかを調べるのが可能となる。

2. 分析に用いる実験データ

本章では、分析に用いるデータセットについて簡単に説明する。いずれのデータもオンライン実験の結果であり、被験者に記事（真または偽）を見せ、正確さ（内容が正しいと思える程度）などを評価してもらう形で実施された結果である。結合データの主要な項目（変数名）については、表 2.1 にまとめる。

2.1 Roozenbeek らの再現実験データ

Roozenbeek らの再現実験[5]は、Pennycook ら[4]の Study 1 を再現するものと、Study 2 を再現するものに分けられる。本分析では、正確さの知覚の経時的な再現性を調べるため、これらのうち、Study 1 の再現実験データを利用する。Study 1 の再現実験では、COVID-19 に関する 30 件の記事が利用され、これらのうち 15 件は内容が真、残りの 15 件は内容が偽である。記事 1 件あたり、被験者約 570 名の評価が得られている。実験は Respondi を使って米国在住の被験者を募集する形で

表2.1 本分析で利用するデータの項目

カテゴリ	項目(変数名)	説明
人口統計学	Age, Gender, Reside, Ethnicity, Education, Income	年齢、性別、居住州、民族、教育を受けた年数、年収
被験者の基本態度	covid	COVID-19が気になる程度を0-100で評価した結果(スライドバーで指定)
	DemRep	政治的偏りを6段階で評価した結果: Strongly Democratic (-2.5), Democratic (-1.5), Lean Democratic (-0.5), Lean Republican (0.5), Republican (1.5), Strongly Republican (2.5)
記事の種類	type	内容が真の記事(real)と偽の記事(fake)からなる
記事の評価	accuracy	記事が真実と思うかについて、Yes (1), No (-1)で評価した結果 (Fujimotoらの再現実験では5-point リッカート尺度で測定したため、1,2を-1, 3を0, 4,5を1と変換して利用した)
実験時期	date	Roozenbeekらの再現実験の時期 (R2020)と、Fujimotoらの再現実験の時期 (F2023)からなる

実施され、年齢、性別、民族的背景、地理的地域について米国人人口と一致するサンプルが収集された。

2.2 Fujimoto らの再現実験データ

Fujimoto らの再現実験は、Roozenbeek らが利用した記事 30 件に加えて、オリジナルに収集した COVID-19 関連の記事 12 件を追加して実施された (東京学芸大学研究倫理委員会の承認を得た: 受付番号 653)。オリジナルに収集した記事は、いずれも、2022 年の間に公開された記事である。真の記事は、信頼できる主要メディア ([4]参照) から収集された。偽の記事は、ファクトチェックサイト (PolitiFact¹ と Health Feedback²) で偽の裁定を受けたものから収集された。記事 1 件あたり、被験者約 140 名の評価が得られている。実験は Prolific を使って米国在住の被験者を募集する形で実施された (Roozenbeek らの再現実験と異なり、米国人人口の統計と一致するようサンプルを収集する機能は使われていない)。なお、本稿の分析では、正確さの知覚の経時的変化を同一の記事について調べるため、追加した記事 12 件に関するデータは使わず、Roozenbeek らが利用した記事 30 件に関するデータのみを利用する。

3. 正確さの知覚の経時的な変化

本章では、Roozenbeek らが使った記事 30 件 (真 15 件、偽 15 件) について、2020 年 9 月から、2023 年 2 月にかけて、COVID-19 記事への正確さの知覚がどのように変化したかを調べる。利用したデータセットの

1 観測は、ある記事をある被験者が評価した結果である。つまり、総観測数は、「1 被験者あたりの評価記事数」×「被験者数」となる。

3.1 分析モデルと結果

単回帰分析、重回帰分析を実施した。分析には、回帰モデル(1)-(3)を使った。

$$\text{accuracy} = \beta_0 + \beta_1 \text{type} \quad (1)$$

$$\text{accuracy} = \beta_0 + \beta_1 \text{date} \quad (2)$$

$$\text{accuracy} = \beta_0 + \beta_1 \text{type} + \beta_2 \text{date} + \beta_3 \text{type date} \quad (3)$$

ここに、accuracy、date、type は変数 (表 2.1 参照)、 β_0 - β_3 は回帰係数である (誤差項は省略した)。分析の結果を表 3.1 に示す。

表 3.1 分析結果

	(1)	(2)	(3)
type(real)	0.716*** (0.012)		0.760*** (0.014)
date(F2023)		0.070*** (0.015)	0.184*** (0.020)
type(real) × date(F2023)			-0.227*** (0.029)
Constant	-0.397*** (0.009)	-0.052*** (0.008)	-0.432*** (0.010)
Num.Obs.	21220	21220	21220
R2	0.135	0.001	0.138

* p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001
Note: Standard errors are in parenthesis.

モデル(1)の結果から、被験者は、真(real)の記事を、偽(fake)の記事より正確と正しく判断することがわかる。Pennycook らの実験結果[4]とも整合する。真と偽の記事の正確さの知覚の差 0.716, $p < 0.001$ は決して小さくない (表 2.1 に記した通り、正確さの知覚は-1 から 1 までの値をとる)。モデル(2)の結果から、Fujimoto らの再現実験(F2023)の被験者と、Roozenbeek らの再現実験(R2020)の被験者は、正確さの知覚に差は認められるものの、その差は極めて小さいことがわかる (0.070, $p < 0.001$)。モデル(3)の結果から、真偽 (type) と時期 (date) の間には交互作用が認められ、その大きさは -0.227, $p < 0.001$ とわかる。経時に伴い、偽記事の正確さの知覚は大きくなる (+0.184) が、真記事の正確さの知覚は逆に小さくなる (-0.043=0.184-0.227)。

3.2 考察

Roozenbeek らは、「COVID-19 の誤報に順応した」という可能性を指摘した。この可能性は、我々のデータから支持された。つまり、偽の記事の正確さの知覚については、経時に伴う有意な増加 (+0.184) が認められた。一方、本分析では、真の記事の正確さの知覚に

¹ <https://www.politifact.com/>

² <https://healthfeedback.org/>

も目をやり、その経時的な変化を調べた。この結果、真の記事の正確さの知覚については、偽の記事とは逆に、経時に伴う有意な減少 (-0.043) が認められた。これは、被験者は、単に、偽の記事を正しいと知覚する方向に変化しただけでなく、真の記事を誤りと知覚する方向にも変化したことを示唆する。言い換えると、被験者は、正確さを判断する識別力 (accuracy discernment) を経時とともに低下させた可能性を示唆する。正確さの識別力は、これまでの研究[4,5]でも、正確さナッジの効果を定める重要な要因と認識されている。もし、この識別力が、正確さナッジの効果を左右する重要な要因であるならば、Roozenbeek らの再現実験で、効果のサイズが著しく小さくなった原因は、単に、誤報に順応しただけではなく、「COVID-19 関連記事全体への識別力が低下したため」という仮説を得ることができる。

4. 正確さの識別力を低下させる要因

本章では、経時とともに正確さの識別力が低下することを確認したのち、この低下をもたらす要因について分析する。4.2 節 (1)では、コロナウィルス流行への関心の程度 covid の変化に着目し、(2)では、政治的な偏り DemRep の変化に着目する。第3章と同じ分析手法を用いるが、次式で定義される正確さの識別力 (discernment) を従属変数として新たに導入する。

定義. 正確さの識別力 (discernment) :

真の記事と偽の記事を使って、その正確さの評価を求める実験を考える。 k 番目の被験者の正確さの識別力 D_k を次式で定義する。

$$D_k = \frac{1}{\text{真の記事数}} \sum_i q_k(\text{real}_i) - \frac{1}{\text{偽の記事数}} \sum_i q_k(\text{fake}_i)$$

ここに、 real_i は i 番目の真の記事、 fake_i は i 番目の偽の記事、 q_k は k 番目の被験者の記事の正確さの評価値を与える関数である。

Roozenbeek らの再現実験では、 q_k は 1 (真と評価) または -1 (偽と評価) をとるので、識別力 D_k の最大値は 2 (=1-(-1))、最小値は -2 (=1-1) となる (値が大きいくほど、真偽をより正確に判断したことを表す)。Fujimoto らの再現実験では、5-point リッカート尺度を -1, 0, 1 に変換して用いた (表 2.1 参照) ので、識別力 D_k の最大値と最小値は、Roozenbeek らのものに一致する。

第3章で用いたデータセットを使って、被験者ごとに正確さの識別力を計算し、新たにデータセットを構築した (総観測数は被験者数に一致する)。

4.1 正確さの識別力は低下するか

分析には、回帰モデル(4)を使った。

$$\text{discernment} = \beta_0 + \beta_1 \text{date} \quad (4)$$

ここに、discernment、date は変数 (本節の定義と表 2.1 参照)、 β_0 と β_1 は回帰係数である (誤差項は省略した)。分析の結果を表 4.1 に示す。

表 4.1 分析結果

	(4)
date(F2023)	-0.227*** (0.035)
Constant	0.760*** (0.022)
Num.Obs.	984
R2	0.041

* p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001
Note: Standard errors are in parenthesis.

モデル(4)の結果から、正確さの識別力は、2020年9月から、2023年2月にかけて低下した (-0.227, p < 0.001) ことがわかる。2020年9月の識別力 (0.76) から、およそ 29.9% 減となるので、決して小さい低下ではない。

4.2 分析モデルと結果

(1) コロナウィルス流行への関心が薄れたからか

分析には、回帰モデル(5)、(6)を使った。

$$\text{covid} = \beta_0 + \beta_1 \text{date} \quad (5)$$

$$\text{discernment} = \beta_0 + \beta_1 \text{date} + \beta_2 \text{covid} + \beta_3 \text{date} \times \text{covid} \quad (6)$$

ここに、covid、date、discernment は変数 (表 2.1 と本節の定義参照)、 β_0 - β_3 は回帰係数である (誤差項は省略した)。分析の結果を表 4.2 に示す。

表 4.2 分析結果

	(5)	(6)
date(F2023)	-24.345*** (1.865)	-0.416*** (0.082)
covid		0.000 (0.001)
covid × date(F2023)		0.004*** (0.001)
Constant	71.942*** (0.996)	0.738*** (0.062)
Num.Obs.	1174	983
R2	0.137	0.069

* p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001
Note: Standard errors are in parenthesis.

モデル(5)の結果から、COVID-19 への関心については、2020年9月から、2023年2月にかけて確かに低下した (-24.345, p < 0.001) ことがわかる。しかし、モデ

ル(6)の結果からは、COVID-19 への関心は識別力の低下を説明する主要な要因でないことがわかる。具体的には、2020年9月の時期では covid は識別力の低下を説明せず、2023年2月の時期ではわずかに説明するものの、その係数は小さいことがわかる（仮に、covid が 24.345 減ったとしても、 $0.097 (=24.345 \times (0.004+0.000))$ の識別力の変化しか説明しない。これは、date の係数 ($-0.416, p < 0.001$) の 23%程度である)。

(2) 政治的な偏りが実験によって異なったからか
分析には、回帰モデル(7)、(8)を使った。

$$\text{DemRep} = \beta_0 + \beta_1 \text{date} \quad (7)$$

$$\text{discernment} = \beta_0 + \beta_1 \text{date} + \beta_2 \text{DemRep} + \beta_3 \text{date} \text{DemRep} \quad (8)$$

ここに、DemRep、date、discernment は変数（表 2.1 と本節の定義参照）、 β_0 - β_3 は回帰係数である（誤差項は省略した）。分析の結果を表 4.3 に示す。

表 4.3 分析結果

	(7)	(8)
date(F2023)	-0.627*** (0.087)	-0.366*** (0.040)
DemRep		-0.014 (0.015)
DemRep × date(F2023)		-0.159*** (0.025)
Constant	-0.199*** (0.057)	0.758*** (0.022)
Num.Obs.	1171	980
R2	0.039	0.116

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$
Note: Standard errors are in parenthesis.

モデル(7)の結果から、政治的な偏りについては、2023年2月の実験の被験者は、2020年9月の実験の被験者に比べ、やや民主党寄りであった ($-0.627, p < 0.001$) ことがわかる。しかし、モデル(6)の結果と同様に、モデル(8)の結果からは、政治的な偏りは識別力の低下を説明する主要な要因でないことがわかる。具体的には、2020年9月の時期では DemRep は識別力の低下を説明せず、2023年2月の時期ではわずかに説明するものの、その係数は小さいことがわかる（仮に、DemRep が 0.627 減ったとしても、 $0.11 (=0.627 \times (0.159+0.014))$ の識別力の変化しか説明しない。これは、date の係数 ($-0.366, p < 0.001$) の 30%程度である)。

5. ディスカッション

本稿では、経時に伴う COVID-19 関連記事の正確さの識別力の変化について分析した結果を報告した。具体的には、正確さの識別力は経時とともに低下するこ

とを示し、この低下については、COVID-19 への関心が薄まったことや、政治的な偏りの変化だけでは十分に説明されないことを確認した。

本稿の分析は、探索的であり、その意味で、得られた結果は、検証結果というよりむしろ、新たな仮説と捉えるべきであろう。今後は、仮説を明確化し、事前登録のうえ、実験を行って検証するという手続きが必要となる。また、本稿の分析では（均一分散で無相関を仮定する）標準誤差を使ったが、今後、クラスターロバスト標準誤差を使った分析に改める必要がある。また、データセット間で参加した被験者が異なる（つまりパネルデータでない）点についても注意を払った分析が必要となる。なお、表 4.1 - 4.3 に示した分析については、二つの再現実験で比較的大きな差異が認められた人口統計学的変数（年齢と性別）をコントロール変数に組み込んだモデルを用いても、おおむね同様の結果が得られた。

謝辞

本稿の分析では、雑誌掲載に伴い公開された実験データ[5]の一部を利用した。本研究は科研費(19K03253)の助成を受けた。

文献

- [1] 田中優子, 犬塚美輪, 藤本和則. (2022). 誤情報持続効果をもたらす心理プロセスの理解と今後の展望: 誤情報の制御に向けて. *認知科学*, 29(3), 509-527. <https://doi.org/10.11225/cs.2022.003>
- [2] Fujimoto, K., Tanaka, Y., & Inuzuka, M. (2022). Selective Intervention Strategy Based on Content Perception Model Against Fake News Sharing. In *2022 Joint 12th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 23rd International Symposium on Advanced Intelligent Systems (SCIS&ISIS)* (pp. 1-8). <https://doi.org/10.1109/SCIS&ISIS55246.2022.10002015>
- [3] Pennycook, G., & Rand, D. G. (2022). Nudging Social Media toward Accuracy. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 700(1), 152-164. <https://doi.org/10.1177/00027162221092342>
- [4] Pennycook, G., McPhetres, J., Zhang, Y., Lu, J. G., & Rand, D. G. (2020). Fighting COVID-19 Misinformation on Social Media: Experimental Evidence for a Scalable Accuracy-Nudge Intervention. *Psychological Science*, 31(7), 770-780. <https://doi.org/10.1177/0956797620939054>
- [5] Roozenbeek, J., Freeman, A. L. J., & van der Linden, S. (2021). How Accurate Are Accuracy-Nudge Interventions? A Preregistered Direct Replication of Pennycook et al. (2020). *Psychological Science*, 32(7), 1169-1178. <https://doi.org/10.1177/095679762111024535>
- [6] Fazio, L. K., Brashier, N. M., Payne, B. K., & Marsh, E. J. (2015). Knowledge does not protect against illusory truth. *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(5), 993-1002. <https://doi.org/10.1037/xge0000098>