

効果的な集合知を引き出すためのアンカリングバイアスの活用： 理論的分析と現実的な数値推定への応用

Utilization of anchoring bias for eliciting effective wisdom of crowds: Theoretical analysis and application to realistic numerical estimation

本田 秀仁[†], 香川 璃奈[‡], 白砂 大[†]
Hidehito Honda, Rina Kagawa, Masaru Shirasuna

[†] 追手門学院大学, [‡] 筑波大学
Otemon Gakuin University, University of Tsukuba
hitohonda.02@gmail.com

概要

本研究では、アンカリングバイアスを活用し、集合知を高める方法を提案する。具体的には、十分に異なる2つのアンカーの影響を受けた推定値を平均値で集約するという方法である。この方法について、計算機シミュレーション、ならびに医師が新型コロナウイルスの新規感染者数を予測するという現実的な場面で実験的に検討したところ、有効な方法であることが理論的、実証的に示された。

キーワード：アンカリングバイアス、集合知、数値推定

1. はじめに

判断や意思決定に関する研究では、数値推定の認知過程について多くの研究が行われてきた。その中で、アンカリング効果（アンカーと呼ばれる事前の数値情報が、その後の数値推定に影響を与えるバイアス、Tversky & Kahneman, 1974）は最もよく知られた認知バイアスの一つである。

Thaler and Sunstein (2008) は、"BIASES AND BLUNDERS"の章で、他の認知バイアスとともに、アンカリング効果を紹介し、この章のまとめとして、"Our goal in this chapter has been to offer a brief glimpse at human fallibility" (p.37)と述べている。このことは、アンカーに影響を受けた推定が"誤り"として見なされていることを示すものである。

本研究ではアンカリング効果を誤りと見なすのではなく、多様な推定値を導き出す手法として取り上げそれを集合知に適用する。集合知とは、集団で数値推定を行う場合、集団の推定（例えば、個人推定を平均化したもの）は、その集団の中で最も優れた個人推定と同程度か、時にはそれ以上の精度になるというものである (Surowiecki, 2004)。

先行研究において、より効果的な集合知を実現するための重要な要素の一として、推定値の多様性が指摘されている (Sorkin, Hayes, & West, 2001;

Surowiecki, 2004)。アンカーに影響を受けた推定値は、多様な視点から生み出される推定とみなすことができる。アンカリング効果に関する代表的なモデルとして、選択的アクセシビリティモデル (Strack, Bahnik, & Mussweiler, 2016) がある。このモデルはアンカリング効果をアンカーと一致する情報や知識へのアクセシビリティが高まることで発生すると仮定する。このモデルによれば、アンカーに影響を受けるのは、アンカー値の影響を受ける人々が異なる多様な情報や知識に基づいて推定を行うためと考えられる。したがって、十分に異なる2つのアンカーに影響を受けた推定値を「多様な」プロセスから生成された推定値と仮定すると、これらの値を集約することでより良い集合知の効果が得られるのではないかと興味深い予測ができる。

しかしアンカーの影響力の大小や、回答者自身を持つ推定への確信度でアンカーの影響は変化すると考えられる。また同時に、アンカリング効果はいわゆるアンカーに推定値が近づく現象であることを踏まえると、アンカーと推定対象の真値の関係でアンカーに影響を受けた推定値の意味合いは大きく変化する。例えば、アンカーと真値が近ければアンカーに影響を受けた値は正答に近づき、逆に真値とアンカーの値が遠ければアンカーに影響を受けた推定値は誤りが大きくなると考えられる。以上を踏まえると、よりよい集合知を引き出すためにアンカーに影響を受けた推定値が本当に有用となりうるかは不明な点も多い。

そこで本研究では、研究1) 計算機シミュレーションを実施し、十分に異なる2つのアンカーに影響を受けた推定値を集約することでいつ効果的な集合知が達成できるのかを分析し、研究2) 現実的な推定場面（医師が新型コロナウイルスの新規感染者数を予測する）に関する認知実験で検証を行い、「十分に異なるアンカーに影響を受けた推定値を集約することでよりよい集

合知が達成できる」という本研究の仮説を理論的・実験的に検証を進めた。

2. 研究1：認知モデリングに基づく理論的分析

本研究では、Turner & Schley (2016)が提案した AIM (Anchor Integration Model) に基づいて、以下のような計算機シミュレーションを行った。

AIM では数値推定の際のアンカーの影響を推定がアンカーと同化していくプロセスと考える。特に、このプロセスを回答者が事前を持つ信念がアンカーの影響によって更新されるプロセスと考え、更新された信念から最終的な推定値が生み出されると考える。

本研究では、以下のような状況を想定した修正版 AIM モデルを構築した。まず課題は 0~1000 の間で数値推定が求められる課題とした。アンカーが提示されない場合の回答者の回答は、ベータ分布で表現し（つまり回答者の信念を表現する確率分布である）、この分布からランダムに生成された変数の 1000 倍が回答される数値を表現するものとする。例えば平均 500 で回答する回答者の信念は $\text{Beta}(15, 15)$ や $\text{Beta}(2.5, 2.5)$ といった形で表現する。前者は後者の分布に比べ 500 という値に関して相対的に強い確信度を持った状態を表現し、アンカーの影響を受けにくいことを表現する。次にアンカーが数値推定に与える影響は、アンカー提示後に更新された回答者の信念として表現する。例えばアンカーの値が 150 であった場合、その影響を $\text{Beta}(1.2, 6.8)$ または $\text{Beta}(4.5, 25.5)$ といったような形で表現する。前者と後者ではアンカーの影響が相対的に異なり、後者のケースのほうが相対的に強い影響を与え、回答者はアンカーに近い回答をすることを表現する。これはアンカーが推定に強い影響を与えるケース、またはあまり影響を与えないという実証的な知見 (Bahnik, Mussweiler, & Strack 2022) に基づくものである。そして、アンカーの影響により回答者の信念は更新される。例えば事前の信念が $\text{Beta}(15, 15)$ で 500 近辺と考えていた人が 150 という相対的に影響力が弱いアンカーの影響 [例えば、 $\text{Beta}(1.2, 6.8)$] を受けた後の回答は $\text{Beta}(16.2, 21.8)$ という分布になると考える。

このような修正版 AIM に基づいて、回答者の事前の確信度（強い場合、弱い場合を想定）、ならびにアンカーの影響（強い場合、弱い場合）を想定する。そしてこの時、回答者が持つ事前の信念と真値の関係を操作

した上で、1) アンカーとして 150(Anchor1)が提示された 12 名の回答の平均値、2) アンカーとして 850(Anchor2)が提示された 12 名の回答の平均値、3) Anchor1 と Anchor2 が提示された際のそれぞれ 6 名、合計 12 名の回答者の平均値、これらがアンカーの影響を受けない 12 名の回答者の平均値を計算した場合に比ほどの程度真値に近づくかを計算した。

結果を図 1 に示す。この結果は回答者が強い確信度を持つ場合の結果について示している（弱い場合も基本的な結果は以下に報告するものと同様であった）。各図では横軸が真値、縦軸は回答者が持つ事前の信念の平均値 (i.e., アンカーが提示されない場合の平均値) を意味する。図内の領域は上記の各集団の推定値の誤差の絶対値をアンカーが提示されない場合の推定値の誤差の絶対値で割ったものの対数値で色付けしている。青い領域はアンカー提示なしの場合に比べよりよい集合知が達成されている場合、赤い領域はアンカー提示がない場合のほうがよりよい集合知が達成されていることを意味する。各列は 2 つのアンカーの影響の強弱を意味し、そして各行は 1)、2)、3)それぞれのグループのパフォーマンスを意味する。

結果から以下の点が明らかになった。まず、単一のアンカーの影響を受けた 1)、2)の集団の推定値がアンカーの影響がない集団よりもよりよい集合知を達成できる場合が存在するものの、そのケースは全体的にさほど多くない点である。一方で、2 つのアンカーの影響を統合した 3)の集団の推定値はアンカーの影響がない集団に比べて推定値がよくなるケースが多く、特に事前の信念が正確ではない場合（対角線上以外のケース）はこのケースにあてはまることが多い。パラメータの組み合わせ全体の平均を取ると、1)、2)の集団はアンカー提示がない集団に比べて推定誤差の絶対値が 1.05 倍となり誤差は大きくなったが、一方で 3)の集団は 0.8 倍となり誤差は小さくなった。

以上、本研究が提案する「十分に異なるアンカーに影響を受けた推定値を集約することでよりよい集合知が達成できる」という仮説について、回答者の確信度、アンカーの影響度、またアンカーと真値の関係について様々なケースを想定して検証したところ、実際に観察されることが示された。

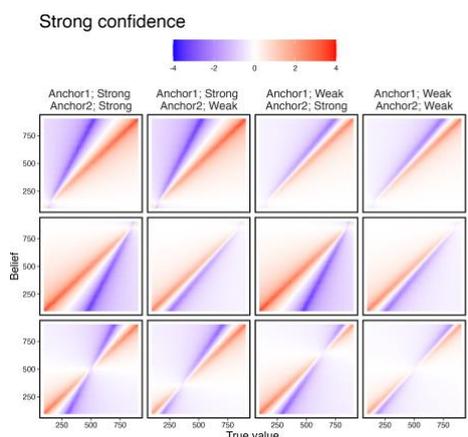


図1 シミュレーションの結果の一部。横軸は真値、縦軸は回答者がアンカーを提示されていない場合に持つ事前の信念の平均値を示す。青い領域はアンカー提示なしの場合に比べよりよい集合知が達成されている場合、赤い領域はアンカー提示がない場合のほうがよりよい集合知が達成されていることを意味する。この図では回答者が強い確信度を持っているケースを示している。なお、回答者が弱い確信度を持っているケースもほぼ同様の結果が得られている。

3. 研究2：医師による新型コロナウイルスの新規感染者数の推定での検証

現実的な数値推定場面において提案手法が有効な手法になりうるか、認知実験を実施して検証した。

実施した課題は、2022年8月1日の新型コロナウイルスの新規感染者数が何名であると思うかを医師に推定してもらうという課題であり、2022年6月20日から22日の間に実施した。具体的には、アンカー提示群には8月1日の新規感染者数が10人 ($n=69$)、または200,000人 ($n=66$) より多いと思うか少ないと思うかの比較判断課題に回答してもらった後に新規感染者数の推定してもらい、またはアンカー提示なし群には比較判断課題をせず、新規感染者数の推定を求めた。

図3に3つの群の推定の結果を示す。2つのアンカー群では推定値に差異が見られ、200,000人のアンカーを提示した場合のほうが新規感染者数の推定値は有意に高かった($W=1053.5, p<.001$)。よって十分な知識を持つ専門家の推定においてもアンカリング効果が観察された。

次にこの認知実験で得られた推定値を用いて集合知に関する計算機シミュレーションを実施した。具体的には、12名の集団を構成し、この12名の推定値の平

均をこの集団の推定値とみなした上で、集団の推定値がどの程度正確になるかを分析した。構成された集団はアンカー提示なし群の12名(以下No anchorグループ)、10または200,000のアンカーが提示群の12名(以下10 anchorグループ、200,000anchorグループ)、またこの2つのアンカー提示群それぞれ6名、計12名からなる集団(以下Combined anchorグループ)である。

そしてここでは、以下のような形で、No anchorグループの推定値に比べて推定値はどの程度改善するか、という視点から分析を行った。具体的には、No anchorグループ、10 anchorグループ、200,000anchorグループ、ならびにCombinedグループそれぞれの推定値の誤差(8月1日前後1週間の新規感染者数の平均値211495名を真値とする)をランダムに20,000回構成された集団それぞれにおいて計算した上で、それぞれの誤差の絶対値がNo anchorグループと比較した場合の相対的な割合を算出した。

この結果を図4に示す。CombinedグループはNo anchorグループに比べ推定値が改善されることが示され、No anchorグループに比べ誤差の絶対値が0.9倍になった。10anchorグループ、200,000anchorグループについては、前者はやや悪くなり(約1.03倍)、後者は0.6倍程度になった。

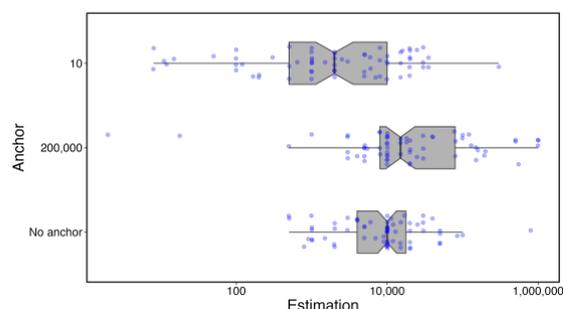


図3 医師による数値推定の結果

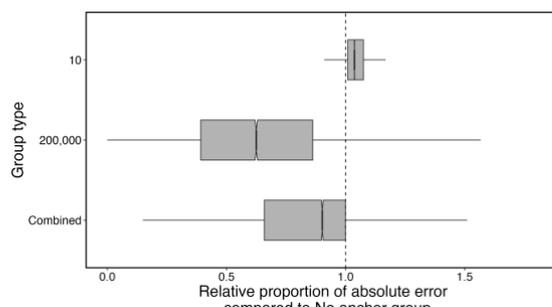


図4 医師による数値推定を用いた集合知シミュレーションの結果

4. 結論

本研究で提案した十分に異なる 2 つのアンカーを集約するという方法は、アンカーの影響がない場合の推定値を集約する場合よりもよりよい集合知が達成できることが計算機シミュレーションに基づく理論的分析、ならびに現実的な推定場面に関する認知実験によって実証的に示された。

1 つのアンカーの影響を受けた値を集約する場合も非常に正確になるケースが存在し、認知実験の 200,000 anchor グループの推定値のように、アンカーが真値に近くなると非常に正確な集合知が達成できる。しかし常にこのような形でアンカーを設定できるとは限らない。実際に認知実験における 10anchor グループの推定値は No anchor グループに比べると推定値が悪くなった。このように、現実世界の推定を行う際、不確実性が非常に高いためにアンカーと真値の関係を事前に予想することが非常に困難である。今回の 200,000Anchor グループのような正確な集合知を達成できる保証はない。

しかし本研究が提案する十分に異なるアンカーを設定するという事は、事前の知識を用いることで実現が可能である。例えば、認知実験における 2 つのアンカーは 2022 年 6 月の段階において、過去の 1 日の最大の新規感染者数が約 100,000 人という値を参考に、10 と 200,000 という値を設定し、実際にこのアンカーに影響を受けた推定値を活用することで、アンカーに影響を受けない推定値を用いた場合よりも、よりよい集合知を達成できた。このことは本研究が提案する方法が現実的にも十分に活用できることを示すものである。

文献

- [1] Bahník, Š., Mussweiler, T., & Strack, F. (2022). Anchoring effect. In R. F. Pohl (Ed.), *Cognitive illusions: Intriguing phenomena in thinking, judgment, and memory* (pp. 209–224). Routledge.
- [2] Sorkin, R. D., Hays, C. J., & West, R. (2001). Signal-detection analysis of group decision making. *Psychological Review*, 108(1), 183–203.
- [3] Strack, F., Bahník, Š., & Mussweiler, T. (2016). Anchoring: accessibility as a cause of judgmental assimilation. *Current Opinion in Psychology*, 12, 67–70.
- [4] Surowiecki, J. (2004). *The wisdom of crowds: Why the many are smarter than the few and how collective wisdom shapes business, economies, societies and nations*. Doubleday.
- [5] Thaler, R., & Sunstein, C. R. (2008). *Nudge: Improving decisions about health, wealth and happiness*. Simon & Schuster.
- [6] Turner, B. M., & Schley, D. R. (2016). The anchor integration model: A descriptive model of anchoring effects. *Cognitive*

Psychology, 90, 1–47.

- [7] Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131.