

熟議と科学的探究のモデル比較： 「多様性が能力に勝る定理」と「認識的地形モデル」

坂 井 亮 太

概要

- 1 はじめに
- 2 研究課題
- 3 ロバストネス分析の手法
- 4 DTA と ELM
- 5 第二世代のモデルのロバストネス分析
- 6 結果
- 7 考察
- 8 結論

概要

多様な参加者による決定と専門家による決定では、どちらが優れた結果を生むのだろうか。本稿の目的は、この問いを明らかにすることを目指して、問題解決や熟議の数理モデルとして利用される「多様性が能力に勝る定理（DTA）」に対するロバストネス分析を実施することにある。ロバストネス分析は、複数の異なったモデル間に共通する因果メカニズムを特定するための分析手法とされる（Wimsatt, 2007；Weisberg, 2006, 2013）。

本稿では、構造が類似するが、DTA とは異なる文脈で独立に提唱されたモデルである「認識的地形モデル（ELM）」と DTA とを比較する。

DTA と ELM の比較を通じて、モデルに現実的な仮定を導入するほど、これまで通説的に主張されてきた多様性が能力に勝る（多様性が一様性に勝る）という結果が得られにくくなることを指摘する。DTA の文脈では既に指摘されてきたこの従来説とは異なる性質（Holman *et al.*, 2018 ; Sakai, 2020 ; 坂井, 2022）が、ELM においても確認されたことで、その頑健性が強化されると指摘する。

1 はじめに

政治学の規範的分析を担う政治理論の文脈において、近年、集合知（collective intelligence）への言及を通じて、民主的参加を擁護しようとする動きが生じている。この研究テーマは、認識的デモクラシー論（epistemic democracy）と呼ばれている。

認識的デモクラシー論は、民主的決定手続が正しい答えを導く可能性が高いことが、デモクラシーを規範的に正当化する際の根拠の一つになると考える（Peter, 2009, p. 3 ; 坂井, 2022, p. 30）。認識的デモクラシー論者は、デモクラシーには、真理追跡機能（truth-tracking functions）や問題解決機能（problem-solving functions）といった認識的な優位性があると主張する。認識的デモクラシー論に特徴的な点は、規範的分析でありながら、デモクラシーの認識的機能を立証するために数理モデルやシミュレーション分析の結果を援用することにある。

近年の認識的デモクラシー論で最も言及が多いのが、「多様性が能力に勝る定理（the Diversity Trumps Ability Theorem、以下 DTA と略記）」と呼ばれる、コンピューターを用いたエージェント・ベース・シミュレーション分析の結果についての示唆である。このモデルの結果からは、認知的多様性が集合的決定の認識的向上という効果を生み出すことが指摘されてきた（Hong and Page, 2004）。しかし、この結果の妥当性については論争がある（Brennan, 2016 ; Brennan and Landemore, 2021）。そこで、本稿は、

このモデルの頑健性について検証する。

以下、第二節では、本稿の研究課題を示す。第三節では、ロバストネス分析の概要を示す。第四節では、オリジナルの DTA と ELM の定式化を示す。第五節では、本稿が第二世代の分析と呼ぶ、DTA と ELM を対象としたロバストネス分析の最新の結果を確認する。第六節では、DTA と ELM の比較結果をまとめる。第七節では、課題の予測可能性に応じた素人と知者の最適構成割合について考察する。第八節で、本稿の結論を述べる。

2 研究課題

DTA は、認知的分業のモデルの一種である⁽¹⁾。DTA は、エージェントが山登り法でランダムな認識的地形を探索するとき、多様なヒューリスティックを持つエージェントの集団が、個体として優れたヒューリスティックをもつ同人数の集団よりも高確率で認識的な最適点を発見できることを示したものである。DTA を提唱した L. ホンと S. E. ペイジは、DTA の結果を、問題解決の場面において素人集団が知者集団に勝ることを示唆するものと解釈してきた (Hong and Page, 2004 ; Page, 2007)。認識的デモクラシー論の文脈において、DTA は、専門家の決定ではなく一般市民が参加した包摂的な熟議による民主的決定を擁護する理論的根拠として位置づけられてきた (Landemore, 2013 ; Gaus, 2016)。

しかし、ホンとペイジらの DTA 解釈に依拠するだけでは、モデル分析の信頼性を十分に保証できない恐れがある。これまで DTA には、モデルの数学的記述の不適切さやモデル解釈の誤り、選択肢が二つの場合の不成立、参加者の戦略的意見表明への危惧が指摘されてきた (Thompson, 2014 ; Weymark, 2015)。この状況は、DTA についての分析結果を、体系的に比較し整理しなおす必要性を提起する。これまでに、シミュレーション分析におけるパラメーターの値を変更した研究蓄積の必要性 (Pinto

and Pinto, 2018, pp. 69–70)、複数の数理モデル間の共通性を探することでモデル分析の信頼性を向上できる可能性が指摘されている (Levins, 1966 ; Wimsatt, 2007 ; Weisberg, 2013)。

ところが、DTA の関連研究を体系的に比較することで、モデル群に共通する要因を明らかにしようとする研究は殆ど行われてこなかった⁽²⁾。そのため、認識的デモクラシー論は、今日においてもホンとページの DTA 解釈を権威的として、それに基いて規範的議論を展開している (e.g. Landemore, 2013 ; Estlund and Landemore, 2018, p. 121)。

そこで本稿は、DTA と ELM をめぐる複数のモデル分析の結果を対象として、科学哲学の分野でロバストネス分析 (robustness analysis) と呼ばれる手法を用いて、広範なモデル間に共通する要因を明らかにすることを試みる。本稿の分析結果は、課題の予測可能性が一定程度ある場合に、知者と素人による混合熟議の有効性を示唆する。本稿の理論的意義は、政治的課題のように予測可能性が一定程度あるテーマについて熟議を行う場合には、従来指摘されてきた素人だけによる熟議ではなく、知者と素人の混合熟議が認識的に優れた結果を生む可能性を示すことにある。

3 ロバストネス分析の手法

ロバストネス分析の概要

数理モデルやシミュレーション分析 (数値計算モデル) の結果は、モデルに固有の特徴やモデル構築の過程で生じた人工物 (artifact) による結果にすぎないかもしれない (Wimsatt, 2007, p. 46)。そのため、シミュレーション分析に基づく示唆は、複数のシミュレーション結果を総合して求められるべきである。F. ピントらは、一つのシミュレーション分析の結果から、一般的な示唆を得ようとするときには注意が必要であると述べる (Pinto and Pinto, 2018, p. 68)。

我々が取りうる解決策は、数理モデル分析を哲学的議論を行う目的で利

用することを自粛することかもしれない。あるいは、もう一つのより魅力的な解決は、数理モデル分析の結果がシミュレーションの構築過程で生じた人工物である可能性を低くすることである。これを実現する方法が、ロバストネス分析である。

ロバストネス分析は、数理モデルをあつかう科学哲学の分野において、複数の異なったモデル間に共通する因果メカニズムを特定するための分析手法とされる (Wimsatt, 2007; Weisberg, 2006, 2013)。そのメカニズムは、「同一の結果が複数の独立の方法によって導かれるとき、それらの方法に含まれている間違いとバイアスが原因となり誤謬に行き着いてしまう確率は低くなる」ことを利用したものである (Kuorikoski, Lehtinen and Marchionni, 2010, p. 544)⁽³⁾。もし、複数のモデルの結果が一致しないのならば、モデルの信頼性が低いことを示唆する (Lloyd, 2010, p. 979)。この点で、シミュレーション分析は、事例分析と同じ性質をもつ。事例を多く集めることが、一般化可能性を担保する一つの手段となる。

D. フレイヤピントらは、シミュレーション分析において、(1) パラメーター・ロバストネス分析の実施および (2) モデルの前提条件が分析対象の特徴を適切に表現できていることが、哲学的仮説に対してシミュレーション分析を通じてエビデンスを与えるために必要であると論じる (Frey and Šešelja, 2018, p. 9; Pinto and Pinto, 2018, p. 68)⁽⁴⁾。

4 DTA と ELM

本節では、DTA と ELM の類似性、および両モデルの第一世代の分析結果について示す。次節では、DTA と ELM において課題の予測可能性(難易度)を変更すると、これまで通説的とされてきた「多様性が能力に勝る」という結果とは異なり、「多様性と専門性の混合の優位」という結果が共通して生じることを、数理モデルの比較に基づいて示す。

ここで、DTA と ELM を提唱することになったモデルを第一世代のモ

デルと呼ぶことにする。そして、初期のモデルの各種条件に変更を加えたモデルを、第二世代のモデルと呼ぶことにする。ここでの主眼は、第二世代のモデル群が明らかにした結果に注目することで、DTA と ELM のロバストネス分析を実施することにある。本稿は、これを通じて、「多様性が能力に勝る」という結論の射程を限定し、課題の構造が熟議参加者の最適な構成割合を決定する可能性を指摘した既存の議論 (Holman *et al.*, 2018 ; Sakai, 2020 ; 坂井, 2022) の信頼性を強化する貢献をめざす。

DTA と ELM の類似性

DTA と ELM は、類似したモデルとして参照されることも多い (Thoma, 2015 ; Pöyhönen, 2017)。比較にあたって、まずは両モデルの共通性を指摘しておきたい。DTA と ELM モデルは、その類似性を指摘されながらも (c.f. Muldoon, 2013 ; Alexander, Himmelreich and Thompson, 2015, p. 438 ; Singer, 2018, p. 1)、これまで多くの場面で別々に研究されてきた。DTA は政治学や認識的デモクラシー論において、そして ELM は科学哲学において研究されてきた。

まず、DTA と ELM は共に、多様性が一様性に勝ることを示そうとしたモデルである。また、DTA と ELM の共通点は、集合的問題解決であること、認識的地形を用いたエージェント・ベース・シミュレーション分析であること、情報共有を仮定していること、認識的に最適な参加者の構成割合を探究することにも求められる。さらに、多様性が一様性（高い能力をもつ一様な集団）に勝るという結果も、DTA と ELM で同じように観察された。

DTA

DTA は、問題解決課題において、高い能力をもつものの認知的多様性が小さい個人の集団（専門家集団）よりも、能力は劣るが認知的多様性が大きい個人の集団（素人集団）の方が、認識的に優れた結果を生み出すこ

とを示したものである (Hong and Page, 2004 ; Page, 2007)。

DTA の条件と結果

DTA が成立するときの十分条件として次のものが明示されている。

条件

DTA の成立条件は次の四つである。

(1) 課題の性質

参加者がもつ探索ルールはどれも単独では全体最適解を発見できない。すなわち、課題が難しい。

(2) 能力条件

参加者はみな探索を行うと同一もしくはより良い解を発見できる。

(3) 多様性条件

全体最適解以外の全ての解において、最低一人の参加者は解を向上できる。

(4) 人数

参加者候補の母集団および参加者の集団が大きく、多様な探索ルールが利用できる。

(Hong and Page, 2004, pp. 16387-88)

これらの条件がそろったとき、「ランダムに選ばれた参加者の集団は個人で最高の参加者からなる集団より良いできを示す」とされる (Page, 2007, p. 162=2009, p. 211)。すなわち、多様性が能力に勝ることになる。

ELM

ELM は、科学者集団の認知的分業の認識的効果を分析するためのモデルとして考案された (Weisberg and Muldoon, 2009)。ELM は、科学者を未知の認識的地形を探索する登山者に見立て、コンピューター・シミュレーション上で、この登山者に地形の中で標高が高い地点を探索させる数値計算モデルである⁽⁵⁾。

モデル構造の面で DTA と ELM の類似性は高い。第一に、課題を認識的地形で表現する点である。DTA では、アプローチに対応する x 軸とその結果得られた認識的スコアを y 軸に設定した 2 次元の認識的地形が用いられる。ELM のエージェントが探索する認識的地形は、3 次元で表現され、研究トピック (x 軸) と研究アプローチ (y 軸) の組み合わせに対応し、z 軸は研究結果の重要性に対応する (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 230)。ここで、研究アプローチは、トピックを研究する方法の違いを表す (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 228)。地形がもつ標高は、各科学研究のトピックとアプローチの組み合わせで達成できる科学的成果の認識的重要性に対応しており、その評価については合意があり、容易に評価できると仮定する (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 229)。例えば、x 軸のトピックが重要であっても、y 軸のアプローチが不適切であれば、z 軸の科学的な成果は低いものにとどまる。

第二の類似性は、アルゴリズムである。DTA と ELM はともに広く知られた山登り法に類似したアルゴリズムを利用している。ただし、各エージェントの山の登り方には違いがあり、それらの間でのスコアを比較する点でも両モデルは共通している。DTA の場合には、比較の対象は、知者と素人に見立てた二種類のエージェントの集団である。ELM では、ランダム戦略 (control research strategy)、フォロワー戦略 (follower research strategy)、天邪鬼戦略 (maverick research strategy) を採用するエージェントの集団が比較される。以下に、ELM でエージェントが採用する三種類の戦略を整理しておく。

- (1) ランダム戦略は、入手しうる情報を全て無視してランダムに探索を行う⁽⁶⁾。
- (2) フォロワー戦略は、他者が既に探索して結果が良かったアプローチを真似する⁽⁷⁾。
- (3) 天邪鬼戦略は、他のエージェントが試みていないトピックとアプローチに挑戦する戦略である⁽⁸⁾。

このうち、フォロワー戦略は、既存の優れたトピック（x 軸）とアプローチ（y 軸）の両方を知るエージェントの集団（DTA という専門家・知者集団）に相当する。フォロワー戦略では、コミュニケーションが存在し、参加者相互の情報交換がある状態がモデル化されている。他方、天邪鬼戦略は、多様な探索を行う集団（DTA という素人集団）に相当する。

ELM の結果

ELM の結果を整理し、DTA と結果において一致していることを確認しよう。ELM の三種類のエージェントを比較した結果、次のことが指摘された。天邪鬼戦略は、ランダム戦略およびフォロワー戦略よりも、認識的にみて大幅に優れていると指摘された（Weisberg and Muldoon, 2009, pp. 243-245）⁽⁹⁾。分析結果は、ELM での認識的スコアの優劣は、天邪鬼戦略 >> ランダム戦略 > フォロワー戦略の順になることを示した⁽¹⁰⁾。

なぜこのような結果が生じるのであろうか。天邪鬼戦略は、フォロワー戦略が局所最適点（近傍においては標高が最高の点であるが、地形全体からみれば最高でない点）に立ち往生してしまうことを防止することが指摘されている（Weisberg and Muldoon, 2009, p. 247）。実際に、フォロワー戦略に少数の天邪鬼戦略を混ぜるだけで結果を向上させることができる（Weisberg and Muldoon, 2009, pp. 246-247）。つまり、既に高スコアを獲得できた実績のある探索戦略のみを一律に採用するのではなく、少しでも多様な探索戦略を混ぜることで、集団に認識的スコアを改善することができる。

加えて、異なる種類の集団の混合について、第一世代の ELM モデルについてモデル制作者である M. ワイスバーグと R. マルドゥーンは次のように述べる。

混合集団において、天邪鬼戦略をとるエージェントは、フォロワー戦略をとるエージェントに、認識的地形の山のふもとがどこにあるかを教えてくれる…そして今まで見えていなかった解法を示してくれる。それゆえ、天邪鬼戦略とフォロワー戦略の混合は、認識的分業によって価値がある (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 250)。

しかし、ELM についてのワイスバーグとマルドゥーンの研究には、課題の予測可能性についてのパラメーター・ロバストネス分析を実施していない点に不足がある。そのため、天邪鬼戦略が優位になる認識的地形の上で、天邪鬼戦略とフォロワー戦略を戦わせているのではないかとの懸念が生じる (cf. Alexander, Himmelreich and Thompson, 2015, p. 448)。この懸念に応答するためには、認識的地形を変化させて、結果の全体像を俯瞰することが有効である。この不足を埋める役割を果たすのが、本稿が第二世代と呼ぶ2015年以降に登場した DTA と ELM をめぐる新たな研究群である。本稿の狙いは、これら第二世代の研究群をロバストネス分析の手法を用いて比較総合することで、分析結果が個別のシミュレーション結果に依存する度合いを軽減しつつ、認識的地形と最適な人数構成割合についての俯瞰図を提供することにある。

5 第二世代のモデルのロバストネス分析

第二世代のモデル分析が必要とされた理由

DTA と ELM には、第二世代のモデル分析が複数おこなわれてきた。先に、数理モデルには、歪みや誤謬が含まれていると指摘した。DTA と

ELM の第二世代の分析が生じたのも、オリジナルモデルのミスや不適切さが指摘され、それらを改善したモデルが求められたからである。例えば、DTA には認識的地形の作り方の不適切さ (Holman *et al.*, 2018)、ELM にはアルゴリズム上のプログラム・ミスが指摘されている (Thoma, 2015)。これらの、複数の問題点を修正したり、モデルを拡張したりしたモデル群が第二世代のモデル分析である。第二世代のモデル分析の結果からは、DTA と ELM に共通する興味深い特徴が明らかになった。以下では、課題の性質についての特徴に焦点を絞って結果を比較する。この特徴をとりあげるのは、どの様な課題のときに素人集団の集合知が高まるのかを知る上で大切であるためだ。

ホンとページらの DTA モデルの問題点

まず、ホンとページのオリジナルの DTA モデルの問題点を確認する。ホンとページの DTA のシミュレーションがはらむ重要な問題は、完全に予測不可能な範囲の認識的課題のみを調査した結果をもって、多様性は能力に勝るという結論を、限定をつけずに提示してしまっている点にある (cf. Hong and Page, 2004)。

課題の予測可能性は、予測不可能なものから予測可能なものまでグラデーションがある。しかし、ホンとページのシミュレーションでは、認識的地形上のマス A とそれと隣接するマス B の認識的スコア (標高) には、何の相関もない設定になっている。すなわち、マスに見立てた解法同士は無相関である。認識的な良さを認識的地形の標高であらわすとき、ホンとページの設定する課題の標高を現した地形は、無秩序に凸凹している。これは、課題の予測可能性が全く無く、参加者の誰も課題を理解しえない設定になっていることに等しい (Holman *et al.*, 2018, p. 263)。すなわち、ホンとページの DTA の議論においては、全く専門家が存在しえないことがシミュレーションの設定の中ですでに仮定されている。同様の指摘は他の研究にもみられる (Brennan and Landemore, 2021, p. 253)。この設定におい

て、多様性が能力に勝るという DTA 定理は成立する。

しかし、課題の予測可能性が全く存在しない課題というのは、現実的な設定ではないだろう。公共政策や政治的課題の多くには、不確実性が存在するものの一定の予測可能性が存在している (Baker, Bloom and Davis, 2016)。ある課題に対して、有効な解法や政策の存在が明らかであれば、それと類似した解法や政策は同様に優れた結果を生む可能性が高い。このような場面では、課題に一定の予測可能性が存在しており、認識的地形に一定の傾向性を認めてよい。これを、認識的地形において表せば、認識的地形の上で隣接するマスの認識的スコアに相関があることを意味する⁽¹¹⁾。

DTA の課題の予測可能性を変化させた場合

それでは、課題の予測可能性の度合いが高まる場合には、DTA の結果はどのように変化するのか。課題がわずかに構造化されている場合には、DTA が成立しないことが既に指摘されている (Holman *et al.*, 2018, p. 267)。以下では、ホルマンらの研究 (Holman *et al.*, 2018) に基づいて、課題の性質という DTA にとって重要なパラメーターが、ランダムから構造化の度合いを増していくときの DTA モデルの挙動について考察する⁽¹²⁾。

ホルマンらの結果からは、DTA が成立するのは、課題の予測可能性が低い場合に限定されることが示唆された (Holman *et al.*, 2018, p. 267)。課題の構造化が進むにつれて、専門家集団の優位性が高まっていく (Holman *et al.*, 2018 ; Grim *et al.*, 2018)。課題の構造化の度合いが15%を超えるあたりから、多様な参加者と知者との優劣が逆転してくる。すなわち、多様性が能力に勝るのは、課題の予測可能性が0に近く、課題に何の傾向性もない場合に限られることが明らかになった。

我々にとって興味深いのは、分析結果がすべての参加者を専門家に置き換えることを支持しない点である。ホルマンらの分析結果からは、リレー方式 (一つのエージェントが自分のできる限界まで探求して、その地点を次のエージェントに受け渡す方式) において、専門家集団に少数の素人が混ざっ

た集団（例えば9人中8人の専門家と1人の素人）が、課題の予測可能性が極めて低い場合を除いて、ほぼ全てのパラメーター・スペースにおいて認識的に優れた結果を導くことが明らかになった。

他方、トーナメント報告方式（すべてのエージェントが同一地点から探索を同時に行い、その結果を同時に報告したなかで高い地点を採用する場合）において、素人と専門家を均等に構成した集団（例えば9人中4人の専門家と5人の素人）が、課題の予測可能性が極めて低い場合を除いて、ほぼ全てのパラメーター・スペースにおいて、認識的に優れたパフォーマンスを発揮することが分かる（Holman *et al.*, 2018, p. 270）⁽¹³⁾。すなわち、課題が全くの無秩序である場合以外では、素人と専門家の混合集団が、認識的に優れたパフォーマンスを示すことが示されている。多様性と能力の協働が要請されるのである。

DTAの第二世代のモデル分析のなかで、ホルマンとは別の研究に、グリムらのものがある（Grim *et al.*, 2018）⁽¹⁴⁾。従来ホンとペイジは、専門家を特定の一つの課題の解決において優れる者と定義していた。グリムらは、新たに専門家を複数の類似する課題の解決において優れる者と定義したうえで、この定義を反映したシミュレーションを作成した（Grim *et al.*, 2018, p. 99）。

その結果、専門家の能力が類似分野には応用できないと考える場合には、多様性が能力に勝るというホンとペイジの主張が妥当することが分かった。一方で、専門家の能力が類似問題の解決に応用可能と考える場合には、専門家の優位性が高まることが明らかになった（Grim *et al.*, 2018, p. 108）。さらに、専門家と多様な素人集団の混合が、専門家集団単独や素人集団単独よりも、多くの場面で認識的にみて最善であることが明らかになった（Grim *et al.*, 2018, p. 117）。

リレー方式とトーナメント方式の違いも、結果に影響を与えることが示唆された（Grim *et al.*, 2018, p. 116）。特に、トーナメント方式のときに、多様性の貢献が大きく、リレー方式ではその程度が小さいことが明らかにな

った (Grim *et al.*, 2018, p. 116)。

第二世代の DTA モデルについての小括

DTA に関する以上の結果をまとめると以下のことが明らかになった。

- ・多様性が能力に勝る現象が観察されるのは、課題の予測可能性が低い場合に限られる
- ・課題に一定の構造が存在する場合には、素人と専門家の混合集団が認識的に優位となる
- ・コミュニケーションおよび意見集約方式に応じて、素人と専門家の最適割合が異なる

これらの結果は、DTA の通説的解釈の妥当性を限定するものであり重要である。ただし、これらの結果は、DTA モデルを扱った個別研究にもとづく示唆に過ぎず、シミュレーション・モデルのセンシティブィティーを念頭におけば、この一つの分析結果をもって通説的解釈の反証がなされたと考えるのは適切ではない。そこで、DTA の通説的解釈とその反証となる結果では、どちらの信頼性が高いのかを、他のモデルと対照することで評価する。

ELM モデルの拡張

以下では、課題に一定の構造があり課題の予測可能性が期待できる場合に、知者と素人の混合集団の認識的スコアが高まる現象が、DTA モデルに固有の現象ではなく、類似する他のモデルでも観察されることを、ELM モデルとの比較を通じて明らかにしたい。

ELM の課題の予測可能性を変化させた場合

認識的地形で表される課題の予測可能性を変化させると、集団の最適構成割合が変化することを、ELM の第二世代のモデル分析の結果で確認しよう。ここでベースとするのは、J. ソーマによる分析である (Thoma,

2015)。ELM に対する変更点は、(1) 全エージェントについて重複する地点の探索を避ける設定にした点。また (2) 全エージェントが探索に際して複数マス進めるようにした点にある (Thoma, 2015, p. 463)。第一の変更点により、フォロワー戦略を採っていたエージェントは、既知の認識的スコアの高いマスをなぞって動くのではなく、スコアの高いマスに近接しているが未探索のマスを探索するようになる (Thoma, 2015, p. 465)⁽¹⁵⁾。これにより、一様になりがちなフォロワー戦略にある程度の多様性が加わることになる。

第二の変更点は、課題の予見可能性を高めることに寄与するので重要である。オリジナルの ELM では、各エージェントは、現在自身がいる地点の近傍で既に探索された地点の認識的スコアを知ることが出来る設定になっていた。具体的には、エージェントが認識的スコアを知りうる範囲は、一回に進むことが出来るコマ数 (1 コマ分に設定された) を半径とした円周内に位置し、かつ既に探索された地点の認識的スコアに限られていた。

ソーマによる第二世代の分析では、ELM の設定を変更し、エージェントが複数コマを進むことができ、自身がいる位置からその進めるコマ数分を半径とする範囲にあるマスの既知の認識的スコアを事前に知る事ができるようにした (Thoma, 2015, p. 464)。これは、各エージェントにとって認識的地形についての予見可能性が高まることに等しいと解釈できる。ソーマのモデルは、オリジナルの ELM モデルよりも、認識的地形についての予測可能性を高めた場合の分析結果を提示したものといえる。

ソーマ自身も、複数コマ進める設定が新たな結果を生み出したことの説明として、予見可能性が高まることを挙げている。第一に、どの経路が最適点につながっているのかを予見できる範囲が広がる。第二に、既存のどの戦略に追随すればよいのかについての予見可能性が高まるからである (Thoma, 2015, pp. 467-468)。

ソーマが提出した ELM の分析結果について確認しよう⁽¹⁶⁾。各エージェントの認識的地形についての予見可能性が、低い、中程度、高いケースに

ついて結果を示す。まず、認識的地形の予測可能性が低い（探索可能範囲が狭い）ケースでは、ELM の天邪鬼戦略に相当するグループが、フォロワー戦略に相当するグループに勝る結果となった（Thoma, 2015, p. 466）⁽¹⁷⁾。なお、天邪鬼グループは、天邪鬼とフォロワーを同数混合したグループ（50：50）の結果よりも優れていた（Thoma, 2015, p. 466）。

予測可能性が中程度（探索可能範囲が中程度）のケースでは、天邪鬼とフォロワーを同数混合したグループ（50：50）が、天邪鬼からなるグループおよびフォロワーからなるグループよりも優れていた。なお、フォロワー集団が最も劣後した。すなわち、予測可能性が中程度のときには、混合集団の優位性が明らかになった（Thoma, 2015, p. 467）。

最後に、予測可能性が高い（探索可能範囲が広い）ケースでも、混合集団の優位性が指摘された（Thoma, 2015, p. 469）。

これらの結果の中で、政治的テーマの現実的な範囲として、予測可能性が中程度の結果に注目したい。なぜなら、予測可能性が低いときには偶然の要素が大きく、政治や政策における決定が意味をもちにくいからである。また、予測可能性が高い場合には技術的課題であるといえるためである。

Pöyhönen の ELM の拡張

S. Pöyhönen の ELM の拡張モデルは、探索における情報交換の有効性を指摘するものである。興味深いのは、既存の解法を知る集団（専門家）とそれを知らない集団（素人）の混合グループの認識的優位性を指摘したことである。Pöyhönen は、ワイスバーグとマルドゥーンの導いた分析結果は、近傍のみを探索する単純な山登り法を用いて導かれたものであるために、単純な認識的地形についての応用可能性しか持っていないと指摘する（Pöyhönen, 2017, p. 4526）。そして、ELM を改良して複雑な認識的地形に対応したモデルを提示する⁽¹⁸⁾。

複雑な認識的地形の場合の結果をみてみよう。課題の予測可能性が中程

度であるとき、既存の解法についての情報交換は有効であるが、既存の解法を知らない参加者を20%を超えない範囲で混ぜることでさらに認識的スコアを改善することができることが示唆された (Pöyhönen, 2017, pp. 4534-4535)。

一般モデルへの拡張

J.M. アレクサンダーらの ELM の拡張モデルは、異なる認識的特徴をもつ集団の混合の有効性に疑問を向けたものである。アレクサンダーらも、第一世代の ELM モデルが、単純な認識的地形を想定していることを批判して、より複雑な「現実的」なモデルの構築を目指した (Alexander, Himmelreich and Thompson, 2015, p. 445)。具体的には、第一に、現実的には探索は局所最適点に停滞しがちであり、第二に、解決の手がかりとなる要素間の相関が高いことを追加して、ELM を改良した (Alexander, Himmelreich and Thompson, 2015, p. 445)。さらに、第一世代の ELM モデルでは、フォロワー戦略やランダム戦略のアルゴリズムが不当に結果を悪くするように設定されているとして、これらを修正した (Alexander, Himmelreich and Thompson, 2015, p. 425, 427, 435)。

その結果、二つの異なる集団の混合が認識的スコアを改善するのではなく、そもそもスコアが悪いフォロワー集団に、スコアの悪い天邪鬼を加えたので、全体的なスコアが改善したに過ぎないと指摘することになった (Alexander, Himmelreich and Thompson, 2015, p. 439)。

さらに、アレクサンダーらは、ELM モデルを包摂する一般モデル (NK モデル) を利用して分析をおこなった。その結果、ELM のフォロワー戦略 (アレクサンダー論文では social learning と総称される) が有効かどうかは、認識的地形の形状に左右されることが指摘された (Alexander, Himmelreich and Thompson, 2015, p. 448)。

第二世代の ELM モデルに関する小括

認識的地形の形状に応じて比率が異なる可能性があるものの、ELM においても天邪鬼戦略とフォロワー戦略をとるエージェントの混合が認識的に優れた結果を生み出す傾向がみられた。少なくとも、混合グループは、フォロワー戦略のみの集団より、認識的スコアを向上させることが示された。

第二世代の ELM の分析のうち、課題の予測可能性が低いときには天邪鬼戦略が優位となり、課題の予測可能性が高まるにつれて混合グループが優位になるという結果は、DTA の第二世代の分析結果と軌を一にするものであった。

6 結果

DTA と ELM の第 2 世代の分析に共通する傾向として、現実的な要素をモデルに入れるほど、専門家と素人の混合グループが認識的優位性をもつようになることを指摘できる。

第一世代の分析においては、DTA と ELM はともに、多様な地点の探索を行う集団（素人）が、過去の優れた戦略を踏襲した探索を行う集団（専門家・知者）よりも優れるとする結果となった。

しかしながら、第二世代の分析結果はこれとは異なる示唆を与えるものであった。DTA モデルを現実的に拡張したホルマンの分析、ELM モデルを現実的に拡張したソーマおよび Pöyhönen の分析結果は、いずれも課題の予測可能性が低い場合以外では、知者と素人の混合グループの認識的優位性を示唆している。ただし、シミュレーション分析のセンシティブティを考慮すれば、知者と素人の最適な混合割合に関しては、モデルの設定により変化する可能性が高い。知者と素人を 40 : 60 とする分析もあれば (Pöyhönen, 2017, p. 4527 ; Holman *et al.*, 2018, p. 270)、50 : 50 とする分析もある (Thoma, 2015, p. 468)。他方で、凹凸が中程度の認識的地形では、素人

が20%以上になると逆効果を生じさせるとする指摘もある (Pöyhönen, 2017, p. 4535)。このような幅があるにもかかわらず、これら第2世代の分析に共通する傾向として、課題や専門家の定義について現実的な要素をモデルに導入するほど、専門家と素人の混合グループの認識的優位性が示されることが明らかになった。

本稿の分析結果からは、素人のみの意思決定が認識的に最善であるとするDTAについての従来の見解は、課題や専門家の仮定を単純化しすぎた結果によるものであり、より現実的な設定では多くの場合で、専門家と素人の協働が認識的に有効である可能性が新たに示された。

7 考察

DTAとELMは共通して、未知の解法を試す戦略(素人・天邪鬼戦略)が、既知の優れた解法を踏襲する戦略(専門家・知者・フォロワー戦略)よりも認識的に優れた結果をもたらすことを示している (Hong and Page, 2004; Weisberg and Muldoon, 2009)⁽¹⁹⁾。ホンとページが認知的に多様な集団と個人として最良のエージェントの集団を比較するのに対応して、ワイスバーグとマルドゥーンは天邪鬼戦略とフォロワー戦略との比較を行っている。ここで、ヒューリスティックの多様性と天邪鬼戦略は、未探索の解法を試すという点で機能的に同様の効果をもつといえる。また、個人として最良のエージェントの集団とフォロワー戦略は、ともに局所最適点の探索に優れる集団と言い換えることが出来る。

両分析結果は、未知の解法を試す戦略が、既知の優れた解法を踏襲する戦略よりも認識的に優れるという結論で共通している。ここからは、未探索の解法を試す戦略が集団の認識的能力を向上させるという関係が、モデルの表現と構造に対しても頑健であることを示唆するように思われる⁽²⁰⁾。

しかし、DTAとELMについての、第二世代の分析は、課題の予測可能性(認識的地形の形状)の程度に応じて、認識的にみて最適な集団の混

合割合が変化することを示唆するものであった。すなわち、課題の性質がランダムで不確実性が高いときには、DTA の頑健性を支持することができる。しかし逆に言えば、課題の予測可能性が一定程度ある場面では、知者と素人の混合熟議が推奨される結果を得た。そして、このような場面は政治にかかわる判断において多いのではなかろうか。

モデル・ファミリー間の相違

なるほど本稿の限定性として、モデル間の結果が一致する原因が、モデル作成者間の情報共有や同一の親モデルの参照に起因するおそれがある (Lloyd, 2010, pp. 979-980)。特に、Holman の報告と Grim の報告は、複数の著者が重複しており、データも重複する部分がある。このように、一つのモデルや、一つのモデル・ファミリーの分析だけでは、この懸念を解消できない。そこで本稿では、背景を共有する程度の少ない ELM のモデル・ファミリーとの比較を行うことで、この懸念を軽減しつつ、モデル間に見られる頑健な結果を確認した。

分析対象のサンプル数の限定性

今回の分析では、DTA の頑健性を検証したが、存在する DTA に関するシミュレーション分析の数には限定があった⁽²¹⁾。そこで本稿は、この問題をより多くの研究蓄積がある ELM モデルとの対比を行うことで克服することを試みた。この試みには、検証する現象がモデルを超えたものである可能性を示せる利点があった。DTA についてのシミュレーション分析はまだ途上にある。今後、DTA についてのシミュレーション分析の研究蓄積を待って、DTA についての大規模なレビューを実施していくことを通じて、混合熟議の優位についての結論を強化していくこと（あるいは反証していくこと）が期待される。このような限定性がありながら、本稿は、DTA についての通説的解釈とは異なる混合熟議の有効性を示し、今後続く新たな研究課題を提起することに貢献することができた。

8 結論

本稿では、DTA の頑健性を、課題の構造という観点から検証してきた。既に、DTA は課題の性質や構造に対して頑健性をもたない可能性が指摘されている (Holman *et al.*, 2018 ; Sakai, 2020 ; 坂井, 2022)。この指摘は、DTA の通説 (多様性が能力に勝る) に対する反証として重要である。ただし、一つのモデルから導かれた結論は、その妥当性を複数の数理モデルとの比較のなかで評価される必要がある。しかしながら、このような検討は先行研究において十分には行われて来なかった。そこで、本稿では、類似する ELM モデルと DTA を比較し、DTA の通説を反証する指摘の信頼性の高さを評価してきた。

この作業を通じ、本稿は、知者に対する素人の認識的優位を主張したホンとページの DTA の通説的解釈が成立する範囲が、課題の予測可能性が低い場合に限定される可能性を指摘した。DTA の成立する範囲についての議論は既になされているが、これを ELM との比較を通じて示すことはまだ未着手となってきた。本稿の作業を通じて、知者と素人の混合グループの有効性が認識的に擁護される可能性があることを明らかにした。

たしかに、本稿が分析対象としたモデルの選択にはバイアスがありうるだろう。しかし、本稿の結果は、従来権威的とされてきたホンとページの DTA 解釈の信頼性を再考する余地があることを示す効果をもつだろう。

本稿の分析を通じて示唆された、知者と素人の混合グループの有効性について考察することは、会議、熟議、審議会、ミニ・パブリックスといった機会における認識的に有効な参加者構成を考える端緒となる。本稿は、知者と素人を対立的にとらえるのではなく、問題解決における知者と素人の協働の有効性を示唆するものである。

注

- (1) DTA の他にも、ELM、Zollman など複数の種類のモデルが提唱されている。
- (2) これを試みた研究として (Sakai, 2020 ; 坂井, 2022)。
- (3) 調査においては、同一の結果だけでなく異なる結果も含めて分析をすることが重要である (坂井, 2019 ; Sakai, 2020, chap. 5)。
- (4) モデルの妥当性の確認方法には、ロバストネス分析に限らず、複数の種類がある。例えば、モデルを用いて予測を行い、その予測結果と現実の観察との適合度を調べる方法があるだろう (Lloyd, 2010, p. 974)。
- (5) エージェントは、自己の現在位置、すでに探索された箇所についてのメモリー、どのアルゴリズムで探索するかという要素を変数として持っている (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 231)。当初より地形の全体像を知っているエージェントはいない。自身の探索結果と他のエージェントの観察から、各エージェントは地形の全体像を次第に知っていく (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 231)。なお、探索コスト、探索に必要な時間の差、評価基準の変更は、いずれも無いものとする (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 232)。
- (6) ランダム戦略 (論文中では対照戦略と呼ばれる) では、任意の重要性ゼロの点から探索を開始し、ランダムに探索し一コマ分の歩を進める。歩を進めた先の地点の認識的スコアが、前の地点よりも高いならそこにとどまる。認識的スコアが同様ならば、98%の確率でそこにとどまり、2%の確率で新たにランダムに決めたコマに進む。もし、歩を進めた先の地点の認識的スコアが、前の地点よりも低いなら、歩を進める前の地点に戻る (Weisberg and Muldoon, 2009, pp. 231-32)。このとき、コミュニケーションをとらず、他のエージェントが探索した地点や他のエージェントの位置についての情報を一切利用しない (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 232)。

ランダム戦略を採用する10のエージェントを用いて、100回シミュレーションを試行した。その結果、100回の試行のうち95回で、参加者全員が認識的課題を達成した (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 236)。ランダム戦略では、人数が増加するに従い認識的機能が向上する。とくに、エージェントの数が10から20に増えたときに、集団の認識的能力が劇的に向上した。具体的には、集団が認識的課題を達成できる確率が高まり、必要時間も短縮された (Weisberg and Muldoon, 2009, p. 236)。
- (7) フォロワー戦略は、他のエージェントが既に試みて、認識的結果が良かった既存のトピックとアプローチを踏襲する戦略である。現在自身が

る地点に隣接している地点を他のエージェントが既に探索しており、その結果が自身の地点より良ければ、そちらに移る。探索されていないなら、自身で隣接地点をランダムに探索して、より良い結果が得られた場合にはそちらに移る。

- (8) 天邪鬼戦略では、探索されていない地点がある限り、標高の高低を問わず未探索地点に進み（未探索地点が複数ある場合はランダムに選ぶ）、未探索地点がない場合には、現状よりも標高が高い隣接する既探索地点に移動する。もし、そのような地点もなければ、ランダムに歩を進める（Weisberg and Muldoon, 2009, p. 243）。
- (9) 少人数かつ短時間で、大きな認識的向上を実現する（Weisberg and Muldoon, 2009, p. 244）。また、人数の増加は、認識的向上に大きく寄与することが報告されている（Weisberg and Muldoon, 2009, p. 244）。
- (10) ワイスバークとマルドゥーンには、ELM において最適なのは多数のフォロワーと少数の天邪鬼からなる混合集団であると述べる箇所がある（Weisberg and Muldoon, 2009, p. 225）。しかし、その理由は、天邪鬼型の研究には失敗がつきものでコストが高いため、天邪鬼をできるだけ減らしフォロワーに置き換える次善の策として述べているに過ぎない（Weisberg and Muldoon, 2009, pp. 250-51）。上記の指摘と同様に、アレクサンダーらは、ワイスバークとマルドゥーンの分析における混合集団の認識的優位性が、天邪鬼の追加だけから生じているにすぎないと批判する（Alexander, Himmelreich and Thompson, 2015, p. 440）。ソーマも、ワイスバークとマルドゥーンが天邪鬼とフォロワーの混合が最善と述べている一方で、シミュレーション結果では天邪鬼が100%の構成割合のときに最善であることが示唆されるとして、ワイスバークとマルドゥーンの分析結果と論文記述の不一致を指摘する（Thoma, 2015, p. 459）。
- (11) 高い標高を示す地点の隣には、より高い標高の地点が存在する確率が高いと解釈できる。
- (12) DTA では、1 回目の施行で課題の出来が良いグループを専門家として定義する。ホルマンらは、ホンとペイジらの DTA モデルのシミュレーションでは、課題がランダムである条件のみが検討されていると批判する。それでは、運がよかった者を、専門家とみなすことになってしまうため問題がある（Holman *et al.*, 2018, p. 266）。
- (13) 課題の構造化の度合いが同程度であれば、利用可能なヒューリスティックの種類増加、参加人数の増加、リレー方式でなくトーナメント報告方式が、DTA の成立を促進すると報告されている（Holman *et al.*, 2018, p.

- 268)。これらの報告は、ホンとページの DTA モデル分析と軌を一にするものである。
- (14) ホルマンとグリムの論文では、複数の著者がオーバーラップしていることに注意が必要である。
- (15) ソーマは、ワイスバーグとマルドゥーンの分析におけるモデル選択の不適切さを指摘し、これを修正したモデルを提示した (Thoma, 2015, p. 455)。特に、ワイスバーグとマルドゥーンにおけるフォロワー戦略のモデル化の問題点を指摘する (Thoma, 2015, p. 461)。
- (16) 認知的向上を評価する基準は、第一に、予め想定された最適点に到達する解法を発見できたか、第二に、最適点に到達するまでの経過時間、第三に、認知的地形をくまなく探索したか等によって計測される (cf. Thoma, 2015, p. 459)。本稿では、第一の予め想定された最適点を発見できたかを基準として、認知的向上を評価する。
- (17) ここでソーマの分析における、探求者戦略 (Explorer) は、未探索地点を探索する行動をとるもので、ワイスバーグとマルドゥーンのと邪鬼戦略 (Marverick) に対応する。この探求者戦略は、未探索地点の配置に応じて多様な行動を取る点で、DTA における素人集団の行動に対応する。また、抽出者戦略 (Extractor) は、過去に高スコアであった探索地点の近傍を探索するもので、ワイスバーグとマルドゥーンのフォロワー戦略に対応するものである (Thoma, 2015, p. 464)。抽出者戦略は、高スコアを記録した行動を同様に取る点で、DTA における専門家集団にも対応する。
- (18) 認知的地形が無秩序に凸凹しているのではなく、一定の傾向を持ちながら局所的なノイズとなる凹凸が存在するような地形を想定している (Pöyhönen, 2017, p. 4526)。
- (19) ELM に関しては、エージェントの数が少数でも同様の結果が得られたと報告されている (Muldoon, 2013, p. 121)。
- (20) DTA と ELM の類似性は、先行研究の参照により生じている可能性もある。しかし、ELM モデルの論文には、先行するホンとページの類似研究を参照したとする記述は確認できない (Weisberg and Muldoon, 2009)。また、同一の先行研究に影響を受けた可能性も危惧されるが、DTA と ELM では共通する参考文献が一つもない (Hong and Page, 2004; Weisberg and Muldoon, 2009)。そのため DTA と ELM の類似性が、モデルの参照関係から生じた可能性は低いと考えられる。
- (21) Web of science を用いて、(Hong and Page, 2004) を引用する 2004 年 1 月から 2018 年 12 月に公刊された文献を前方検索で調べたところ 352 件がリ

スト化された。これらすべてに対してタイトルとアブストラクトを用いて目視で一次スクリーニングを行い、二次スクリーニングとして本文を確認した。その結果、本稿の関心である課題構造と最適な人数構成について扱ったシミュレーション分析は2件にとどまった。

引用文献

- Alexander, J.M., Himmelreich, J. and Thompson, C. (2015) “Epistemic Landscapes, Optimal Search, and the Division of Cognitive Labor,” *Philosophy of Science*, 82 (3), pp. 424-453.
- Baker, S.R., Bloom, N. and Davis, S.J. (2016) “Measuring Economic Policy Uncertainty,” *The Quarterly Journal of Economics*, 131 (4), pp. 1593-1636.
- Brennan, J. (2016) *Against Democracy*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Brennan, J. and Landmore, H. (2021) *Debating Democracy: Do We Need More or Less?* Oxford: Oxford University Press.
- Estlund, D. and Landmore, H. (2018) “The Epistemic Value of Democratic Deliberation,” in Bächtiger, A. et al. (Ed.), *The Oxford Handbook of Deliberative Democracy*. Oxford: Oxford University Press.
- Frey, D. and Šešelja, D. (2018) “What Is the Epistemic Function of Highly Idealized Agent-Based Models of Scientific Inquiry?,” *Philosophy of the Social Sciences*, 48 (4), pp. 407-433.
- Gaus, G.F. (2016) *Tyranny of the Ideal: Justice in a Diverse Society*. Princeton: Princeton University Press.
- Grim, P. et al. (2018) “Diversity, Ability, and Expertise in Epistemic Communities,” *Philosophy of Science*, 86 (1), pp. 98-123.
- Holman, B. et al. (2018) “Diversity and Democracy: Agent-Based Modeling in Political Philosophy,” *Historical Social Research*, 43 (1), pp. 259-284.
- Hong, L. and Page, S.E. (2004) “Groups of Diverse Problem Solvers Can Outperform Groups of High-Ability Problem Solvers,” *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101 (46), pp. 16385-16389.
- Kuorikoski, J., Lehtinen, A. and Marchionni, C. (2010) “Economic Modelling as Robustness Analysis,” *The British Journal for the Philosophy of Science*, 61 (3), pp. 541-567.
- Landmore, H. (2013) *Democratic Reason: Politics, Collective Intelligence,*

- and the Rule of the Many*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Levins, R. (1966) "The Strategy of Model Building in Population Biology," *American Scientist*, 54 (4), pp. 421-431.
- Lloyd, E.A. (2010) "Confirmation and Robustness of Climate Models," *Philosophy of Science*, 77 (5), pp. 971-984.
- Muldoon, R. (2013) "Diversity and the Division of Cognitive Labor," *Philosophy Compass*, 8 (2), pp. 117-125.
- Page, S.E. (2007) *The Difference: How the Power of Diversity Creates Better Groups, Firms, Schools, And Societies*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Peter, F. (2009) *Democratic Legitimacy*. New York: Routledge.
- Pinto, M.F. and Pinto, D.F. (2018) "Epistemic Landscapes Reloaded: An Examination of Agent-Based Models in Social Epistemology," *Historical Social Research*, 43 (1), pp. 48-71.
- Pöyhönen, S. (2017) "Value of Cognitive Diversity in Science," *Synthese*, 194 (11), pp. 4519-4540.
- Sakai, R. (2020) "Mathematical Models and Robustness Analysis in Epistemic Democracy: A Systematic Review of Diversity Trumps Ability Theorem Models," *Philosophy of the Social Sciences*, 50 (3), pp. 195-214.
- Singer, D. (2018) "Diversity, Not Randomness, Trumps Ability," *Philosophy of Science*, 86 (1), pp. 178-191.
- Thoma, J. (2015) "The Epistemic Division of Labor Revisited," *Philosophy of Science*, 82 (3), pp. 454-472.
- Thompson, A. (2014) "Does Diversity Trump Ability? An Example of the Misuse of Mathematics in the Social Sciences," *Notices of the AMS*, 61 (9), pp. 1024-1030.
- Weisberg, M. (2013) *Simulation and Similarity: Using Models to Understand the World*. Oxford: Oxford University Press.
- Weisberg, M. and Muldoon, R. (2009) "Epistemic Landscapes and the Division of Cognitive Labor," *Philosophy of Science*, 76 (2), pp. 225-252.
- Weymark, J.A. (2015) "Cognitive Diversity, Binary Decisions, and Epistemic Democracy," *Episteme*, 12 (4), pp. 497-511.
- Wimsatt, W.C. (2007) *Re-Engineering Philosophy for Limited Beings: Piecewise Approximations to Reality*. Cambridge, Mass: Harvard University Press.

坂井亮太（2019）「認識的デモクラシー論の内的妥当性と外的妥当性：科学哲学におけるモデリング理論を手掛かりに」『政治思想研究』第19号303-335頁.

坂井亮太（2022）『民主主義を数理で擁護する：認識的デモクラシー論のモデル分析の方法』勁草書房.