

# 「ほとんど無害な」投票行動論

原 田 勝 孝

はじめに  
投票行動の規定要因  
因果推論革命  
標本選択バイアス  
トリートメント後バイアス  
関数形識別仮定の違反  
選択バイアス  
データ  
変数  
推定方法  
結果  
おわりに

## はじめに

本稿は小林良彰先生の退職記念号への寄稿ということで、論文に多少の思  
い出話も含まれることをどうかお許しいただきたい。思えば、私が何とかシ  
カゴ大学ハリススクールで公共政策の博士号をとることができたのも、大学  
院生のとき、研究者としてのアイデンティティを見つけることができず、も  
がき苦しんでいたときに小林先生が「これからの時代は英語と統計学だから、  
家庭に留学する余裕があるなら海外に行って学んできなさい。」と背中を押  
してくれたからである。ではアイデンティティが見つかったのかといえば、  
小林先生の選挙制度に匹敵するものはまだないのだが、ある程度自信を持っ

て伝えられることはできたように思う。

それがプログラム評価法を用いたトリートメント効果の測定である。本稿では、小林先生が中心メンバーの一人として関わってこられた JES 調査のうち、JESIV データを用いて投票参加の規定要因の分析を行い、プログラム評価の分野で重要視されるバイアスに重点的に対処した場合、行わなかった場合と比べてどの程度結果が変わるのか、あるいは変わらないのかを検証したい。また、本稿のもう一つの目的は、無数にある分析手法や変数の組み合わせのなかで、間違いのない分析を無難に行う方法を伝えることにある。当時の私がそうであったように、膨大な量のデータを前にどう分析を進めればよいか悩んでいる学部生や大学院生にとって、拙稿が多少の助けになれば幸いである。

## 投票行動の規定要因

さて、私が小林ゼミに入って最初に小林先生から学んだのは、投票行動の分析というのは一見難しそうに見えるけれども、自民党や社会党、公明党への投票行動の分析というのは車を買うときにトヨタにするのか、日産にするのか、それともホンダにするのかを分析するのと何も変わらないのだということだった。この説明で、私はずいぶん肩の荷が降り、その後楽しく勉強できたのを覚えている。我々は厳しい小林ゼミを知る最後の世代として、世論調査を自ら設計し、選挙人名簿から標本抽出をし、苦情対応窓口を設置し、標本となった各世帯にお知らせを郵送し、その後、各戸を周り留置法による世論調査を実施したのだが、その際に、投票行動研究の歴史と関連づけて、これまで研究されてきた独立変数についての講義を受けたことが思い出される。

投票行動の規定要因を有権者の属性としての時間的安定性という観点から考えると、まず、ほとんど変わらない独立変数として、性別や年齢、親の収入などがある。その後、学歴を経由して職業や収入、結婚、家族構成に至る。ラザースフェルドらを中心とするコロンビア学派は、これらの社会経済的属

性が投票行動に影響を与えているということは、有権者は自らの立場を代表する政治家を選んでいることの証拠であると考え、投票行動における有権者の合理性を強調する立場をとった (Lazarsfeld 1944)。生まれつき規定されている属性として、近年では、投票参加に影響を与える特定の遺伝子の有無の影響の研究も行われている (Fowler and Dawes 2008)。

その後、社会経済的属性は、ある政党への長期的選好傾向を規定する支持政党へと影響を与えるのだが、そのつながりの強さについては濃密かつ激しい論争がなされてきた (Weisberg and Niemi 1993)。上述のコロンビア学派は社会経済環境の影響力を強調したのに対し、ミシガン学派と呼ばれるミシガン大学を中心としたキャンベルらのグループは投票方向には政党支持が大きな影響力を持つが、政党支持の規定因子には、プロ野球の好きな球団のような愛着的要素も多分に含まれるので、社会経済的要因やその背景にある合理性だけで説明できるものではないと考えた (Campbell et al. 1980)。この場合、プロ野球の好きな球団が、子供の頃は親の影響を受けるのと同様、政党支持も社会経済的属性をコントロールしてもなお、親の支持政党とある程度一致することが知られている。そして、フィオリナらによってその重要性が主張された政権に対する業績評価や選挙の度にも変わることも多い政策争点への態度へと次第に短期的要因に移る (Fiorina 1978)。

## 因果推論革命

さて、拙稿の題名の元となった Angrist and Pischke (2008) を筆頭に、計量経済学や計量政治学の分野では近年、「因果推論革命」と呼ばれる方法論上の変革が起きている (粕谷 2018、中嶋 2016)。私の理解が正しければ、この革命は、「観察データで因果関係を確認することは基本的に不可能であるという認識が社会科学者の間で共有されたこと」である。(経緯については原田 (2018) を参照。)

とはいえ、社会科学者が観察データを用いた経験的分析を放棄するのはあまりにナイーブである。また、戦争や制度が政治行動に与える影響や、2019

年参院選における日本の有権者の投票行動を知りたい場合のように、実験が倫理的・物理的・金銭的に不可能な場合は観察データに頼るしかない。

実際、因果推論革命の進展に伴って、差の差分分析法や操作変数法、回帰分断デザインなど、観察データで因果関係を識別するための手法が開発・再発見され、その条件が発見されてきた。自然実験や擬似実験、準実験と総称されるこれらの手法の共通点は、通常の観察データにおける回帰分析よりも弱い仮定が満たされれば因果関係の識別が可能である点である。しかし、これは裏を返せば、これは回帰分析を行う際に要求される条件付き独立性の仮定が強すぎると考えられるようになったことを意味する。

これは投票行動にとっては非常にやっかいな問題である。なぜなら、先ほど説明した投票行動の規定要因のほとんどが、実験や擬似実験の不可能な変数だからである。もちろん、投票行動研究は民主主義の根幹をなす選挙における有権者の意思決定という政治学にとって最も重要な問題の一つを扱い、観察データによる投票行動研究の困難さをもって、投票行動の量的研究を放棄することはあってはならない。我々がとるべき方法は、明確な仮定を立て、各独立変数の効果の推定値に対してバイアスを起こす可能性のある要因を可能な限り減らすことである。そして、こうした試みの蓄積の上に築かれるものが、「ほとんど無害な」投票行動論ということになる。

それでは、どのような推定方法や研究デザインが推定値バイアスをもたらさしめるのだろうか。本稿では標本選択バイアス (sample selection bias)、トリートメント後バイアス (post treatment bias)、関数形識別仮定の違反 (violation of parametric assumptions)、選択バイアス (selection bias) の4点に焦点をあて、補正可能な最初の3点について改善を行ったうえで推定を行いたい。これら4つのバイアスに注目したのは、これらのバイアスが実際に推定値に大きく影響を与えることが多いにもかかわらず、現在の日本の計量分析の慣習では、それらに対する対処が必ずしも徹底されていないと感じているからである。

## 標本選択バイアス

まず、標本選択バイアスは、観察が標本に含まれるかどうかが無作為でなく決定することに起因する推定値の偏りを意味する。観察に含まれる標本が無作為でない理由には、もちろん、インターネット調査のようにそもそも無作為抽出でない場合もあるが、本稿で取り上げる JESIV の場合は、共同玄関にインターホンのある集合住宅に居住する居住者の増加に伴う拒否世帯の増加や、選挙があるたびにその前後に同じ回答者に繰り返し調査を行うなかで、次第に回答を拒否する世帯が増加するという、パネル劣化によるものが大きい。例えば、JESIV において、最初に第 1 波と最後の第 7 波の両方に回答した世帯は第 1 波の回答者の 34% に過ぎなかった。

このような標本の減耗が回答者の個人的属性や選好と無関係に生じるのであれば、標本数の減少に伴う標本誤差の増加のみが問題となるが、実際には全てのパネルに回答した人と途中で脱落した人の属性は、様々な点で大きく異なる。例えば、全てのパネルに回答するような真面目な人の多く残る標本は平均的に投票義務感や投票率が全国平均のそれと比べて極めて高い。確かに JES では脱落に伴う標本数の減少に対応して、回答者の補充を行っているが、真面目な有権者が過剰に代表されていることには変わりはなく、また、残存する標本を補完する形で層化抽出法を用いて補充することが新たな偏りを生む懸念もある。

一方、パネルデータで収集した方が望ましい変数があるのも事実である。例えば、有力政党や候補者、重要争点の認知や投票参加などは、選挙後の報道に影響されてしまったり、選挙結果と一貫性があるように回答したりする可能性があるため、選挙前に聞くことが望ましい。また、選挙前の調査だけで投票行動を測定しようとする、投票予定を用いることになるが、表明された選好と実際の行動が違うというのは周知の事実である。加えて、選挙期間中の世論の短期的な変化を調べるにも、パネル調査が不可欠である。

パネル劣化と引き換えに複数のパネル調査から正確な変数を集めるか、標本選択バイアスの最小化を優先し、利用できる変数で妥協するかは、各研究

デザインの長所短所を比較考量して決めなければならない。本稿では、プログラム評価法で重要視されているバイアスの最小化を図る方針から、標本選択バイアスの影響を最も受けていない第1波の標本のみを用いて分析を行う。一方、比較対象として、標本選択バイアスの影響を受けたデータセットも作成した。こちらは計7回行われたJESIVのうち、第1波と第7波に共に協力した回答者のみで標本を作成した。

### トリートメント後バイアス

トリートメント後バイアスは、ある結果変数の原因を因果関係の時系列に並べた場合に、トリートメント変数によって引き起こされる事柄を表す変数（トリートメント後変数）がコントロール変数に含まれることによって、トリートメント効果の推定に偏りが生じることを指す。この背景には、トリートメント変数のもたらす効果には直接効果と間接効果の2つがあり、通常、トリートメント効果と考えられるものは、これら2つの効果の合計として測定されるという考えがある。つまり、仮にトリートメント後変数が結果変数と強く関係していたとしても、1つのモデルでトリートメント変数を推定しながら、トリートメント後変数の効果も同時に推定することは通常できない。また、詳細は省略するが、トリートメント後変数の効果をトリートメント効果に起因する媒介効果として考える場合も、トリートメント後変数を独立変数として投入すればトリートメント後変数による関節効果を除いた直接効果が推定できるという訳ではない点には注意が必要である。例えば、非熟練労働者が特定政党Aの支持に至るとしよう。このとき、非熟練労働者であることが特定政党Aへの投票に与える効果を調べたい場合には、その政党への政党支持を表す変数をコントロール変数として分析に加えてはならない。

このことは推定モデルを構築する際に、何をトリートメント変数とするかに応じて、独立変数をトリートメント前変数とトリートメント後変数に分類し、前者のみをコントロール変数として用いなければならないことを意味する。また、このことは多くの場合、一つの推定モデルに投入される独立変数

のうち、正確に効果を推定できるのはトリートメント変数のみであることを意味する。本稿では先述の通り、投票行動の独立変数は、性別と年齢、学歴、職業、収入と居住形態・居住年数・都市規模、保革イデオロギー、政党支持、業績評価、そして争点態度の順に並べることができるという仮定を行い、この問題に対処することにする。

### 関数形識別仮定の違反

次に、関数形識別仮定とは、あるトリートメント変数がある結果変数（あるいは被独立変数、従属変数）に与える効果を推定する際に、観測不能な交絡因子が存在しないという仮定の下で、条件付き独立の仮定が満たされるように推定式右辺の関数形が適切に選択されているというものである。関数形識別仮定の違反は通常、変数が観測できないことよりも、関数形の識別に誤りがあることを指す。別の言い方をすれば、たとえすべての交絡因子が観測され、観測不能交絡因子不在の仮定が満たされていたとしても、関数形が正しく識別されていなければ、条件付き独立の仮定は成立しない。したがって、観測不能交絡因子不在の仮定と関数形識別仮定は、それぞれ別に対応する必要がある。

後述の通り、観測不能交絡因子不在の仮定は検証不可能であるので、関数形識別仮定を満たすための対処法は観測不能交絡因子不在の仮定が満たされているという前提で行うことにする。関数形の識別においては、具体的には右辺の各変数が加法的に結合するかどうかや、べき乗項やスプライン項など変数が適切な形に変換されているか、そして交差項など独立変数間の関係が正しく識別されているかなどが問題となる。

正しい関数形とは一般に真のデータ生成過程を指すが、シミュレーションや実験など、限られた場合を除いて研究者はそれを知ることができない。このとき、研究者には2つの選択肢がある。1つは対象とする現象に対する知識や理論に基づいて関数形を定めるというものである。そして、もう1つは、結果変数を最もよく説明できる関数形が真の関数形であるという仮定のもと、



データから真実に近い関数形を探索する方法である。本稿では、できるだけ仮定を設けない立場から、後者のアプローチをとることにする。具体的には探索的に最適な関数形を求める方法として、BART (Bayesian Additive Regression Tree) を用いる (Chipman et al. 2010)。大まかに言えば、BART は独立変数として選択された変数のうち、いくつかを確率的に含む比較的小さな決定木を複数作成し、正しいモデルをそれらの合計として提案する手法である。決定木は結果変数と独立変数との間に非線形の関係がある場合や、複数の独立変数間で複合効果が想定される場合など、真のデータ生成過程が未知の複雑な関数形の場合にトリートメント効果を推定する際にも優れたパフォーマンスを示すことが示されている (Hill 2011)。

真の関数形を探索的に求める際には、しばしば後付けの批判がつきまとう。なぜなら、モデルの当てはまり精度の測定には今あるデータが用いられる一方で、今あるデータをうまく説明できるように関数形を選択したとしても、それが同じデータ生成過程から生成された別のデータセットにおける関係性をうまく説明できるとは限らないからである。これはサンプル内予測とサンプル外予測の問題として知られているが、交差検証 (cross validation) の手法を使って解決可能である。交差検証では、ある提案されたモデルを推定する際に、予め標本から数個の観察を除いたうえでパラメーターを推定し、予め除いておいた観察の結果変数の値を推定されたパラメーターを用いて予測するという作業を繰り返し行い、実測値と予測値の差が最も少ないモデルがサンプル外予測の精度の最も高いモデルとなる。

## 選択バイアス

最後に選択バイアスとは、観察データにおいて、トリートメントを受けるかどうかを、観察自身が決定することに由来するトリートメント効果の推定値の偏りである。この問題を大卒の学歴が投票参加に与える影響を推定する場合を例に考えてみよう。観察データでは大学に進学するかどうかは観察である回答者自身が決定する。仮に大学卒業がIQの高さと運のみによって



決まっているとすれば、大卒の学歴と IQ は相関を持つことになり、(IQ が投票参加と何らかの関係を持つと考えるならば、) IQ を別途測定しない限り、学歴の効果を IQ の効果と区別して測定することはできない。IQ は、その気になれば測定可能な変数であるものの、ほとんどの観察データには含まれておらず、観測不能な交絡因子として扱われる。このように、選択バイアスの問題はほとんどの場合、観測不能交絡因子による交絡の問題に還元することができる。つまり、選択バイアスというのは、観察データにおいて観察がトリートメントを受けるか受けないかを定める際に、どのような理由でそれが決まるかを観測できないために起こると考えることができる。

選択バイアスの問題をより一般的に言い換えると、関数形識別仮定の違反と、観測不能交絡因子不在の仮定の違反と言うことができるだろう。先述のとおり前者は、母集団を代表する標本に十分な観察数がある場合はノンパラメトリックな推定方法により対策が可能である。一方、後者は、観測不能な交絡因子には先の例の IQ のように、存在を把握しているが観測できない変数の他に、そもそも存在を把握していない変数も含まれるため、本質的に検証不可能な仮定である。したがって通常、観測不能交絡因子不在の仮定に対しては感度分析という方法がとられる。

一般に感度分析は、関心のあるパラメーターがある特定の値をとる場合に、結論がどの程度変わるかを体系的に表現する頑健性検定の一種である。観測不能な交絡因子に対する感度分析の場合、架空の観測不能交絡因子がトリートメント変数および結果変数との程度の相関関係にあれば、トリートメント効果が増減するかを測定することになる。BART を用いた感度分析としては Dorie et al. (2016) による treatSens があるが、これは異なるパッケージに依存し、また、感度分析を用いても推定値自体が変わる訳ではないため、本稿においては感度分析は行わない。

これで、各種バイアスとそれらへの対策が一通り揃ったのでまとめてみたい。まず、標本選択バイアスに対しては第 1 波のフレッシュサンプルのみを用いることでこれを最小化する。次に、トリートメント後バイアスについては、関心のあるトリートメント変数毎に、トリートメント前変数のみからな

るコントロール変数を選択する。最後に、関数形識別仮定の違反については、ノンパラメトリックの手法である BART を用いて、最適な関数形を探索し分析する。

## データ

データセットとしては、まず、二次利用を対象に JESIII から JESV のデータが無償で公開されていたため、それらの利用申請をし、入手した。本稿では標本選択バイアスを最小化する目的から、標本が無作為抽出されているもののうち、第 1 波が選挙後に行われ、実際の投票参加について尋ねているものを用いるのが理想であるが、JESIV がその条件にあてはまることから、JESIV の第 1 波を使用することにした。JESIV は第 1 波から第 7 波まで行われ、このうち本稿が対象とする第 1 波は 2007 年 9 月 15 日～10 月 1 日まで行われた 2007 年参議院選挙後調査である。

第 1 波では、母集団を全国の満 20 歳以上の男女とし、層化 2 段無作為抽出法によりまず 3,000 名の標本が選ばれ、そのうちの 1,673 名が面接調査に協力した（回収率 55.8%）。もちろん、標本選択バイアスを語る際には、この回収率でも決して高いわけではないが、フレッシュサンプルでかつ近年の郵送調査等の代替調査の回収率がせいぜい 20% 程度であることを考えると、一連の JES が世論調査分析において非常に貴重なデータであることは間違いない。

2007 年参議院選挙が行われた当時の政治状況を簡単に振り返ると、この選挙は第 1 次安倍内閣のときに行われ、安倍内閣の評価、後の社会保険庁廃止につながる年金記録問題、格差社会対策、現職閣僚による政治資金とりわけ事務所費の不正を巡る問題、相次ぐ閣僚の不適切発言等が争点に争われた。結果は、改選前第 1 党の自民党が、改選 64 議席から大幅減の 37 議席、改選前第 2 党だった民主党は改選 32 議席から大幅増の 60 議席となり参院第 1 党となった。また、自民党と連立政権を組んでいた公明党も 3 議席を減らした。選挙後、安倍首相は、当初続投を表明していたものの、後に総辞職した。そ

の後、福田内閣が誕生したが、いわゆるねじれ国会の中で難しい政権運営を迫られた。そして 2009 年衆院選での民主党政権誕生へとつながった。

## 変数

結果変数には、2007 年の第 21 回参議院議員選挙での投票を尋ねた設問を用いる。具体的にはこの選挙において、投票日に投票した、あるいは期日前投票を行った者を 1、棄権した、わからない、あるいは答えないと回答した者を 0 とした。後述のとおり、欠損値処理の都合から有効標本数は当初の 1,673 から減って 1,580 となり、そのうち 79% にあたる 1,249 名が投票に行ったと回答した。もちろんこれは全国の比例区の投票率 58.6% よりも約 20 ポイント高い。しかし、これは社会的望ましさのバイアスで回答者が嘘をついているというよりも、調査に協力しなかった標本に、棄権者が多く含まれていることが原因であると思われる。また、第 1 波から第 7 波まで調査に協力した回答者は 539 名にのぼるが、そのうち 2007 年参院選に投票に行ったのは 87.8% にあたる 473 人と、第 1 波のみの標本の結果からかなり上昇している。ここからも、投票に行くことと世論調査に継続して協力することとの間には正の関係があることが分かる。

もちろん、投票行動研究は投票参加に限ったことではなく、どの政党に投票したかという投票方向も非常に重要な研究対象である。今回、投票参加を対象としたのは、投票参加の方が、投票方向と比べて規範的な重要性が高いということと、方法論的な便宜性が理由である。具体的には、投票方向を分析対象とした場合、そもそも投票を棄権した人は母集団から除外され、さらに世論調査に協力した人のみが標本に含まれることになる。そうなる則ち標本選択バイアスの効果を棄権した人の効果と区別しづらいため、このバイアスの影響を調べるには回答者全員を標本として用いることのできる投票参加の方が結果変数としてより適している。

ところで、投票参加の研究に際して小林先生がいつも発表者に聞いていたのが、理想の投票参加とは何なのかという点である。本稿の趣旨からしても、

何らかの回答をする必要があるように思う。学部生時代に、投票率は高い方がいいという安直な回答をし、「では研究はやめてオーストラリアのように投票を義務化すればよいですね」と言われ、ぐうの音も出なくなったことが思い出される。私が理想と考える状態は次のとおりである。民主主義を含む全ての制度は虚構であり、構成員の多くが共有する主観、すなわち間主観性によって存在している。人類が民主主義よりも正義に適った制度を発見できていない以上、これを続けるしかないのだから、個人の思想信条とは関係なく、民主主義下に暮らす者の義務として、この虚構が機能しつづけるための努力をしなければならない。この努力とは、民主主義が機能していると信じていることであり、それは一人でも多くの者によって行わなければならない。もし投票結果と無関係に政策が決まるのであれば、誰も投票には行かないのだから、選挙における自由意志による投票こそが、民主主義が機能しているという信念の表明となる。そして、皆がこのような基準で投票参加を行ったときに初めて、棄権は民主主義の機能不全の表明を意味し、統治機構を批判する手段となるのである。

独立変数には、A. 年齢と性別、B. 学歴、C. 職業（勤め、自営、家族従業、学生、専業主婦、無職）、D. 世帯収入と居住年数、持ち家、居住地の都市規模（町村、10万人未満の市、10～20万人の市、20万人以上の市、政令指定都市）、E. 保革イデオロギー、F. 政党支持（自民党、民主党、公明党、社民党、共産党、その他政党、支持政党なし）、G. 安倍政権への業績評価（全体）、H. 争点態度（財政再建と景気対策、集团的自衛権、福祉と負担、常任理事国、国と地方の関係、憲法改正、年金制度と消費税、北朝鮮、自由競争と格差）を選択した。

投票行動に影響を与えると考えられる変数は、もちろんこれにとどまらないが、ここでは多くの世論調査で一般的に収集され、時系列的な前後関係がある程度明確、かつ意味的に重複しないものとして、これらの独立変数を選択した。また、独立変数の前にA～Hまでのアルファベットをつけたが、これは本稿において、独立変数がこの順番で決定されると仮定することを示している。先述のとおり、この仮定はトリートメント後バイアスを避けるための適切なコントロール変数のセットの選択と関係がある。もちろん、この

並べ方自体がある程度強い仮定であることにも注意が必要である。例えば、農業をするから農村に住むのか、あるいは農村に住んでいるから農業をするのかを厳密に区別することができないように、本稿では居住地は、居住形態を特徴づける要素として、職業の後決まる変数と想定しているが、逆の場合もあるかもしれない。

独立変数の変換についてまとめると、カテゴリー変数を複数のダミー変数に変換した職業と都市規模、政党支持については、それぞれ「無職」と「町村」、「支持なし」を基準変数として分析には含めていない。年齢や学歴、世帯収入、居住年数など、JESIV ではカテゴリーから選択するように尋ねているが、本来、連続的な値をとると考えられるものについては、カテゴリーの中央値やそれに準ずる値を代入し、連続変数として扱うことにした。また、これらの変数を含め、連続変数については自然対数変換を行っている。欠損値については次節で詳細を述べるが、ほとんどの欠損値は収入に対する不回答によって生じている。推定の便宜上、社会経済的属性のうち、職業の不回答など、その他の理由による欠損については標本から除外し、242 件にのぼる収入の不回答による欠損のみを回復の対象とした。

## 推定方法

本稿では、関数形識別仮定違反への対応として、BART を用いるが、具体的には R の BART 演算用パッケージである `bartMachine` (Kapelner and Bleich 2013) を用いる。このパッケージには、探索的なモデル識別法が陥りがちな過適合 (overfitting) を避けるための交差検証用プログラムが準備されており、まず交差検証を用いてパラメーターを最適化し、その後、最適化されたパラメーターを用いてより精度の高い推定を行うという手順をとった。

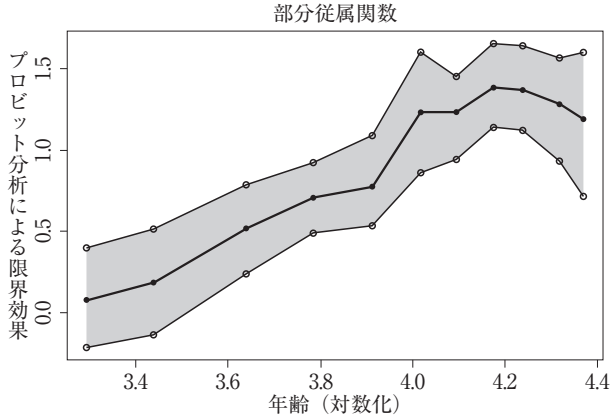
BART の場合、最終的なモデル自体は確率的に選択される複数のツリーの加重平均となるので、モデルそのものを交差検証で評価することはできない。したがって、交差検証する対象は、(本稿で取り上げる分類問題の場合) 主に、分類のための予測確率のしきい値とツリーの数、そして結果変数の事

前確率の分散を表すパラメーターとなる。まず、予測確率のしきい値は、陰性に占める偽陽性の割合（投票したと分類された棄権者が棄権者全体に占める割合）と、陽性に占める偽陰性の割合（棄権したと分類された投票者が投票者全体に占める割合）がほぼ等しくなり、かつ前者の割合が小さくなるようなしきい値を設定した。ツリーの数、その数が増えるほど与えられたデータに対する説明力は増す一方、自由度の減少と過適合（overfitting）によるサンプル外予測精度の低下をもたらす。後者は交差検証によって対処される。提案されたツリーの数、候補として与えたパラメーターの最大値の場合はそれよりも大きいパラメーターを与えた場合と比較し、ツリーの数が増えすぎないようにした。最後に、事前確率の分散は、それが小さくなるほど、ツリーの葉（最終的なノード）で結果変数の平均に近いパラメーターが提案されるので、各繰り返しにおいて同質的なツリーが作成される可能性が高くなる。

BARTにおける部分効果（partial effect）の推定は部分従属関数（partial dependence function）を用いる（Friedman 2001）。この手法は、トリートメント変数がある値をとるときの結果変数の値を、トリートメント変数以外の独立変数のあらゆる値の組み合わせの起こる確率をウエイトとして加重平均することで、各トリートメント変数の値に対応する結果変数の値を推定するものである。しかし、真のウエイトは観測不能であることから、データ上の頻度をウエイトとして用いる。したがって、トリートメント変数がある値をとった場合に、他の独立変数が限られた値しかとっていない場合は、この関数の推定ができないため、bartMachineでも計算されない。後出の表1のモデル(4)でn.a.となっているのは、そうしたケースである。

また、この測定方法だと、BARTであってもトリートメント変数と結果変数との間の非線形の関係は捨象されることにも注意する必要がある。ただ、この効果を出力する元のプロットを見る限り、結果変数と明らかな非線形の関係があったのは年齢と学歴だけであった。学歴については後述するが、例えば、年齢と投票参加の間には正の相関があるが、一定の年齢を超えると、心身の衰えから投票へのコストが上がり、投票率が低下する。以下の図1を

図 1 BART 推定による年齢 (対数化) と 2007 年参院選投票率の関係



見ても分かる通り、BART モデルでもこうした非線形の関係がみてとれる。

BART モデルの有意確率の求め方も通常とは異なるのでここで説明しておく。要約すれば、トリートメント変数をモデルに含めることによってモデルの予測精度がどの程度向上するかを、擬似トリートメント変数を含めた場合の予測精度と比較したものになる。具体的には、まず、トリートメント変数は分類精度を向上させないという帰無仮説を設定する。そして、各観察が持つトリートメント変数の値をランダムに別の観察の値に割り振った擬似トリートメント変数を作成する。次に、トリートメント変数の代わりにこの擬似変数を用いて推定し、結果変数の分類エラー率を記録する。この過程を 200 回繰り返すと、値がでたらめに割り振られた擬似トリートメント変数の分類エラー率の経験的分布を得ることができる。これを帰無仮説が真である場合の分布と見なし、元来のトリートメント変数を用いた場合の分類エラー率が、何パーセントに位置するかを計算し、有意確率を計算する。

一方、比較対象として 3 つのバイアスへの対応を行わないモデルで推定した結果も併記する。具体的には、次の 3 通りのプロビットモデルで推定した。まず、標本選択バイアスへの対処を行わない例として、JESIV の第 1 波と第 7 波に回答した観察を含む標本をモデル (1) で用いた。次に、トリートメ



ント後バイアスへの対処を行わない場合として、モデル(1)と(2)では全ての独立変数を一度に含んだモデルで推定した。一方、モデル(3)とBARTで推定したモデル(4)は、効果を推定したい独立変数ごとにトリートメント後変数が含まれないようにコントロール変数を選択し、推定を行っている。例えば、自民党支持が投票参加に与える効果を推定する際には、年齢と性別、学歴、職業、収入、居住年数、持ち家、居住地の都市規模、保革イデオロギー、そして民主党や公明党、社民党、共産党など、他の政党支持変数のみをコントロール変数とし、それよりも後に起こると仮定している、安倍政権への業績評価や9項目にわたる争点態度の変数は右辺に含まないようにした。本稿において、どの独立変数がどういう順序で生成されたと仮定しているかは、先述のとおりである。最後に関数形識別仮定の違反についてはBARTでのみ対処するので、モデル(1)～(3)では独立変数をそのまま右辺に投入し、多項式や交差項は特に作成していない。このように、モデル(1)からモデル(4)に進むにつれ、影響を与えるバイアスが1つずつ減るようにモデルを作成した。

欠損値の扱いについても述べておかなければならないだろう。本来であれば世論調査の欠損値には多重代入法(multiple imputation)で対処するのが望ましいのだが、bartMachineに実装されている欠損値対策の手法は、欠損値を表すダミー変数を独立変数として加えるというものである。本稿ではできるだけ同じ条件の下、異なるバイアスの対策をした場合の係数の比較をすることが目的であるので、bartMachineによる扱いに合わせた。bartMachineでは欠損値はそのままでも自動的に処理されるが、probitモデルの推定では収入変数の不回答には暫定的に0を与え、収入変数の不回答者のダミー変数を作成することで対応した。

## 結果

モデル(1)～モデル(4)までの推定結果は表1のとおりであるが、まず係数の解釈の仕方について説明したい。本稿では、3種類のバイアスに対する対

策を行った BART による推定値と各バイアスが残ったままの推定値を比較することに重点が置かれているが、BART では簡単に回帰係数に相当する係数を出力することはできない。したがって、bartMachine によって推定可能な効果をプロビットモデルでも推定し、モデル間で係数の差を比較することにする。具体的には、係数として示されているのは、各行の変数をトリートメント変数とみなした場合に、その値を 5 パーセントイルから 95 パーセントイル（あるいはそれを含むカテゴリの分）に変化させたときの結果変数（つまり投票確率）の変化が示されている。どの値からどの値への変化なのかについては変数名の右側の列に記載してある。例えば、モデル(1)の政党支持（自民）の右の [0 → 1] はこの変数が政党支持（自民）が 0 から 1 となった場合、つまり基準変数である「支持なし」から「自民支持」となった場合の効果を表していることを意味する。この場合、係数は 0.0812 であるので予想投票確率の変化が約 8.1% であることが分かる。また、統計的にも 5% 水準で有意である。効果を計算する幅が変数によって異なる場合は、変数間の係数の比較に意味がない点には注意したい。

それでは結果を見ていきたい。まずはモデル(1)と(2)を比較し、標本選択バイアスの影響をみることにする。一般に、標本選択バイアスの影響を受けている標本に含まれる観察は、似通った特徴をもつことが多い。JES の場合、それは数十分にわたる調査に複数回協力できる時間的な余裕がある人や真面目な人と思われる。そうした人々の政治態度はしばしば同質的であるので、一般に係数の推定値は減退すると考えられる。実際、争点態度や業績評価、政党支持の係数をみると、モデル(1)の係数の方がモデル(2)よりも絶対値ベースでおおむね小さい。

職業にはとりわけ標本選択バイアスの影響が強く表れている。標本選択バイアスの影響の少ないモデル(2)では、勤め人や自営業、家族従業という労働の対価として賃金を得ている職業に就いていることは、投票参加と統計的に有意で正の関係を持つのにに対し、第 1 波から第 7 波まで継続して協力した回答者のみを対象としたモデル(1)では関係がみられない。一方、学生や専業主婦といった先述の職種よりも可処分時間が多いと考えられる職業に就く

表1 2007年参院選における投票参加の決定要因

結果変数：2007年参議院における投票 (=1) と棄権 (=0)

独立変数	x 変化量	(1)	(2)	(3)	(4)
争点態度					
景気回復より財政再建	[1→5]	.0297	.0325	.0325	.0304
集団的自衛権反対	[1→5]	.0221	.0309	.0309	.0207
低福祉低負担	[1→5]	.0375	-.0397	-.0397	-.0307
国連常任理事国反対	[1→5]	.0167	-.0380	-.0380	-.0215
地方への補助金削減	[1→5]	-.0084	.0311	.0311	.0208
憲法改正に反対	[1→5]	.0666*	.0864***	.0864***	.0733
年金財源に消費税	[1→5]	.0393	.0413	.0413	.0264
北朝鮮に経済支援	[1→5]	-.0064	-.0813**	-.0813**	-.0518
格差より自由競争優先	[1→5]	-.0282	-.0215	-.0215	-.0142
業績評価 (安倍内閣全体)					
	[1→4]	.0001	-.0245	-.0294	-.0190
政党支持					
自民党	[0→1]	.0812**	.0719***	.0627***	.0391
民主党	[0→1]	.0978***	.1150***	.1186***	.0836**
公明党	[0→1]	.0818*	.1431***	.1367***	n.a.
社民党	[0→1]	-.0472	.0091	.0158	n.a.
共産党	[0→1]	n.a.	.1548***	.1537***	n.a.
その他政党	[0→1]	.0735	.0480	.0615	n.a.
保守 (10)・革新 (0)	[3→8]	-.0194	.0028	-.0038	-.0198

(次ページに続く)

回答者では、モデル(1)と他のモデルで目立った違いはみられない。同様の関係性は政令指定都市ダミーについてもみられる。このことから、世論調査においてパネルデータを用いた場合のパネル劣化は、とりわけ可処分時間の少ない大都市の回答者に対して大きく影響しているように思われる。

次に、モデル(2)と(3)の比較を通して、トリートメント後バイアスの影響をみていきたい。まず、争点態度の係数がモデル(2)と(3)で同じなのは偶然ではなく、独立変数のうち最後に決定されると考えられる争点態度の推定では、その他すべての独立変数がコントロール変数として加えられているからである。別の言い方とすると、独立変数のうち、初期に規定されると考えら

表 1 (続き)

結果変数：2007 年参議院における投票 (=1) と棄権 (=0)

独立変数	x 変化量	(1)	(2)	(3)	(4)
(前ページからの続き)					
世帯収入 (対数化)	[百→千百]	-.0279	-.0017	.0122	.0237
居住年数 (対数化)	[2→71]	.0881	.0432	.0361	.0019
持ち家	[0→1]	.0521	.0379	.0374	.0499
居住地の都市規模					
10 万人未満の市	[0→1]	.0291	-.0330	-.0277	-.0123
10 万 ~20 万人の市	[0→1]	.0267	-.0466	-.0267	-.0093
20 万人以上の市	[0→1]	-.0018	-.0251	-.0224	-.0110
政令指定都市	[0→1]	.0086	-.0766**	-.0719*	-.0577*
職業					
勤め	[0→1]	.0457	.0880***	.0851***	.0329
自营	[0→1]	-.0154	.0771**	.0784**	.0377
家族従業	[0→1]	-.0419	.0793*	.0837*	n.a.
学生	[0→1]	.1082***	.1244***	.1188**	n.a.
専業主婦	[0→1]	.0812*	.0927***	.0919***	n.a.
学歴 (対数化)	[9→17]	.1071*	.1276***	.1753***	.0378***
年齢 (対数化)	[27→79]	.4121***	.3988***	.3383***	.3518
性別 (女性)	[0→1]	-.0596*	-.0437*	-.0504**	n.a.
バイアスへの対処					
標本選択バイアス			Yes	Yes	Yes
トリートメント後バイアス				Yes	Yes
関数形識別仮定の違反					Yes
推定方法		Probit	Probit	Probit	BART
標本数		525	1580	1580	1580

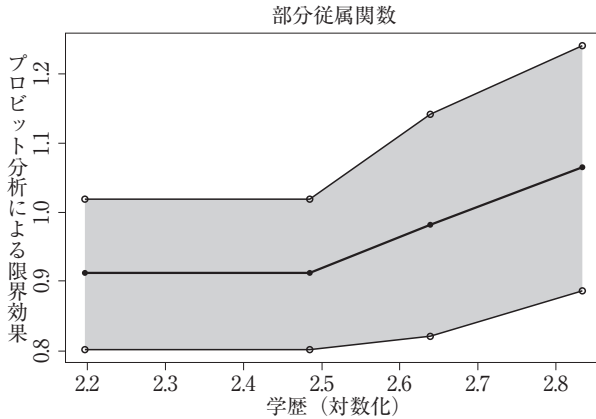
\*\*\* は有意確率 1%、\*\* は有意確率 5%、\* は有意確率 10% を表す。BART 推定量は bartMachine (Kapelner and Bleich 2013) による推定。BART 推定結果の有意確率の求め方は本文を参照。効果量は独立変数のとる値を 5 パーセントイルから 95 パーセントイル (あるいはそれを含むカテゴリの分) 変化させた場合の投票確率の変化。ダミー変数化したカテゴリー変数の基準値は政党支持が「支持なし」で都市規模が「町村」、職業が「無職」。モデル (1) の標本は JESIV 第 1 波と第 7 波に協力した回答者。その他は少なくとも JESIV 第 1 波に協力した回答者。収入以外の変数に欠損値を持つ観察は除外し、収入の欠損値は欠損値ダミー変数で対応。モデル (3) と (4) は空白行で区切られた変数の集合ごとにトリートメント後変数をコントロール変数から除外し推定。

れる独立変数ほど、両モデルでコントロール変数として含まれる独立変数が変わることで、係数の違いが大きくなることが予想される。しかし、実際にモデル(2)と(3)を比較すると、ほとんどの係数で違いはわずかであることが分かる。唯一、多少違いがあったのは教育年数で、モデル間で5%近い違いがあった。このことは、投票参加の規定要因の推定において、トリートメント後バイアスの問題が、これまでの知見を覆す可能性は低いことを示唆している。

最後に、関数形識別仮定の違反の影響について、モデル(3)と(4)を比較して検討する。全体的にはモデル(3)で強い関係性のみられた変数が、BARTで推定したモデル(4)において、弱い関係性しか持たない場合が多くみられる。これには、少なくとも二通りの可能性が考えられるだろう。一つは、あるトリートメント変数と結果変数との関係が、実は他のコントロール変数のノンパラメトリックな組み合わせによって、説明できる場合である。例えば、職業の5分類のうちいくつかは、年齢と性別、学歴のノンパラメトリックな組み合わせによって説明できるかもしれない。実際、モデル(4)で職業が勤め人や自営であることは、モデル(3)までは投票参加と統計的に有意で正の関係を持っていたが、BARTによる推定では、その統計的有意性を失っている。

もう一つは、本研究で測定している効果量は独立変数が5%から95%まで変化した場合なので、独立変数の最大値・最小値付近で結果変数が非線形の動きをする場合、プロビットモデルで捕捉可能な正規分布の累積密度関数型の変化以外は、モデルで説明できていないことが考えられる。例えば、モデル(3)と(4)で学歴は共に1%水準の高い統計的有意性を示しているものの、BARTによる部分従属関数のプロットをみると、学歴と予測投票確率との関係は非線形で、学歴が最も低い層の予測投票確率が高く推定されることで、効果量の推定値を小さくしていることが分かる。これらはいずれも関数形識別仮定の違反の典型例である。

図 2 BART 推定による学歴（対数化）と 2007 年参院選投票率の関係



おわりに

本稿では、プログラム評価や因果推論の領域で重視されるバイアスが投票行動研究にどの程度影響を及ぼすのかという問題意識の下、JESIV データを用いて 2007 年参院選の投票参加の規定要因を推定した。その際、独立変数間の因果関係を投票行動研究の歴史および、それらの時間的安定性から仮定し、その下で標本選択バイアス、トリートメント後バイアス、関数形識別仮定の違反という 3 つの影響を BART 等の手法を用いて考察した。

結果を要約すると、標本選択バイアス、とりわけパネル劣化に基づくものは、ほぼすべての推定値に影響を及ぼし、回答者の可処分時間と関わりがありそうな変数に対しては、その影響は深刻である。また、トリートメント後バイアスの影響は全体的にあまりなく、あるとしても年齢や学歴など、独立変数間の因果関係で初期に規定される変数に限られることが分かった。そして、関数形式別仮定の違反については、係数をひっくり返すほどの効果はないものの、政党支持や職業、学歴など他の独立変数と影響を与えあっていると考えられる独立変数の推定値の（絶対値ベースでの）過大推定につながっていることが分かった。

最後に、本稿ではそれぞれの係数の大きさやそれらの統計的有意性の持つ意味について、当時の政治状況や政治学心理学的見地からの解釈はほとんど行っていない。したがって、こうした見地からの考察については他の研究に委ねたい。また、観察研究における最大の問題点のひとつである選択バイアスについての検討も十分とはいえない。もちろんこの仮定は検証不能なのだが、研究デザイン工夫や感度分析によって、この問題にどの程度対処できるかについては今後の課題としたい。

## 参考文献

- Angrist, Joshua D., and Jörn-Steffen Pischke.(2008)*Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton university press.
- Campbell, Angus, et al.(1980)*The American voter*. University of Chicago Press.
- Chipman, Hugh A., Edward I. George, and Robert E. McCulloch.(2010)“BART: Bayesian additive regression trees.” *The Annals of Applied Statistics* 4.1: 266–298.
- Dorie, Vincent, et al.(2016)“A flexible, interpretable framework for assessing sensitivity to unmeasured confounding.” *Statistics in medicine* 35.20: 3453–3470.
- Fiorina, Morris P.(1978)“Economic retrospective voting in American national elections: A micro-analysis.” *American Journal of Political Science* 22.2: 426–443.
- Fowler, James H., and Christopher T. Dawes.(2008)“Two genes predict voter turnout.” *Journal of Politics* 70.3: 579–594.
- Friedman, Jerome H.(2001)“Greedy function approximation: a gradient boosting machine.” *Annals of statistics* 29.5: 1189–1232.
- 原田勝孝 (2018)「観測不能な交絡因子に対する感度分析について」『公共選択』70: 24–44.
- Hill, Jennifer L.(2011) “Bayesian nonparametric modeling for causal inference.” *Journal of Computational and Graphical Statistics* 20.1: 217–240.
- Kapelner, Adam, and Justin Bleich.(2016)“bartMachine: Machine learning with Bayesian additive regression trees.” *Journal of Statistical Software* 70.4.
- 粕谷祐子 (2018)「政治学における「因果推論革命」の進行」『アジ研ワールド・



トレンド』 269: 70-71.

Lazarsfeld, Paul Felix, Bernard Berelson, and Hazel Gaudet.(1944) *The people's choice*. Duell, Sloan & Pearce.

中嶋亮 (2016) 「「誘導型推定」 v.s. 「構造推定」」『経済セミナー増刊 進化する経済学の実証分析』 52-62.

R Core Team.(2019)R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

Weisberg, Herbert F., and Richard G. Niemi, eds.(1993)*Classics in voting behavior*. CQ Press.

## 謝辞

本研究の二次分析に当たり、東京大学社会科学研究所附属社会調査・データアーカイブ研究センター SSJ データアーカイブから「変動期における投票行動の全国的・時系列的調査研究 (JES IV SSJDA 版)、2007-2011」(JES IV 研究会 (平野浩・小林良彰・池田謙一・山田真裕)) の個票データの提供を受けました。深くお礼申し上げます。

本研究は JSPS 科研費 JP18KK0039、JP19K21681 および福岡大学推奨研究プロジェクト (課題番号 187102) の助成を受けたものです。