

農業政策の効果測定手法：差分の差分法

著者	川崎 賢太郎
雑誌名	農林水産政策研究
号	早期公開
ページ	1-12
発行年	2021-09-22
URL	http://doi.org/10.34444/00000133

農業政策の効果測定手法： 差分の差分法

川崎 賢太郎

1. はじめに	1 頁
2. 差分の差分法	1 頁
3. 農業分野における応用例	4 頁
(1) 食料価格の引下げ効果－平行トレンドの検証－	4 頁
(2) 砂糖税の効果－Synthetic control method－	5 頁
(3) 有機認証の効果分析－傾向スコアマッチング－	6 頁
(4) 農業が健康に与える影響－Triple difference－	7 頁
(5) 環境支払いの効果－複数のTreatment－	7 頁
(6) 我が国における応用例	8 頁
4. おわりに	9 頁

農業政策の効果測定手法： 差分の差分法

川崎 賢太郎*

要 旨

近年、農業政策分野においてEBPM（Evidence-based policy making, エビデンスに基づく政策立案）という考え方が浸透しつつあるが、そこでの最も重要な概念は、政策が各種アウトカムに与える「因果関係」である。本稿では因果関係を推計する手法の一つである、「差分の差分法（Difference-in-differences）」に焦点を当て、その基本的な概念や農業経済学分野における応用例について紹介する。

キーワード：エビデンスに基づく政策立案（EBPM）、差分の差分法、農業政策、因果推論、計量経済学

1. はじめに

科学的な根拠に基づいた政策立案を目指す、EBPM（Evidence-based policy making, エビデンスに基づく政策立案）においては、ある政策（原因）が所得や耕作放棄地率といった各種のアウトカム（結果）に与えた効果、つまり因果関係を数量的に評価することが求められている。

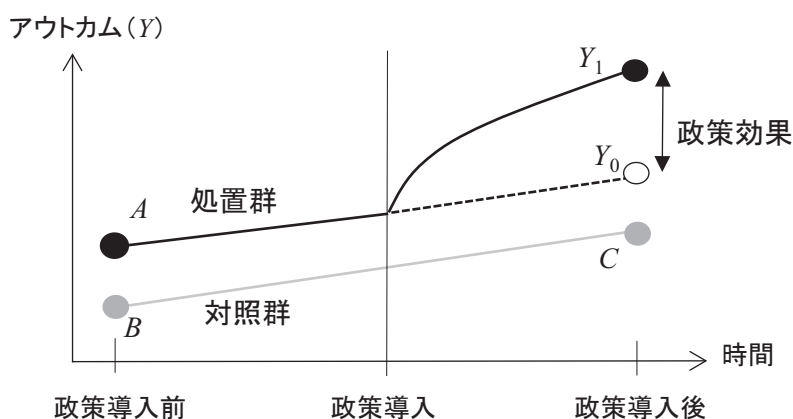
因果関係を特定するために使われる主な手法は、ランダム化比較実験（Randomized controlled trial）、回帰不連続デザイン（Regression discontinuity design）、差分の差分法（Difference-in-differences）、操作変数法（Instrumental variable method）の四つである⁽¹⁾。このうちランダム化比較実験については、既に優れたレビュー論文が存在する（中村・鈴木, 2019; 佐々木, 2020）。また回帰不連続デザインについては、前稿（川崎, 2020）で紹介したところである。そこで本稿では、いまだ農業経済学

分野におけるレビューが十分になされていない、差分の差分法を取り上げ、その基本的な考え方や農業経済学分野における応用例について紹介する。なお操作変数法については別稿にて改めて論じることとしたい。

以下ではまず第2節で差分の差分法の基本的な構造を紹介した上で、第3節では農業経済学分野における研究例を取り上げながら、Synthetic control method, 傾向スコアマッチング, Triple differenceなどの応用的な利用方法についても紹介する。なお上記四手法の違いや因果関係を推計する上での課題などについては、前稿（川崎, 2020）の第2節を参照されたい。

2. 差分の差分法

差分の差分法（以下では主に「DID」と略す）の基本的な考え方を第1図に示した。ここで縦軸は関心のあるアウトカム（例えば所得や農家規



第1図 DIDの概念図

資料：筆者作成。

注. 横軸は時間, 縦軸はアウトカム。黒いマーカーは政策対象となった農家(処置群)の, グレーのマーカーは政策対象ではない農家(対照群)の, 実際のアウトカム。白いマーカーは, 政策対象となった農家もし政策を受けなかったら, と仮定した場合の反事実的なアウトカムであり, 対照群と同じトレンド(平行トレンド)で推移したと仮定して求められる。DIDでは, この反事実的なアウトカムと実際のアウトカムの差を政策効果とみなす。

模), 横軸は時間を表す。この図は, ある年(T 年)に政策が導入され, その前後(例えば $T-1$ 年と $T+1$ 年)でデータが得られる状況を描いたものである。以下では政策を受けた農家を処置群(Treatment group), 受けなかった農家を対照群(Control group)と呼ぶ。図中, A と Y_1 は, 処置群の政策導入前と後のアウトカムの平均値, B と C は, 対照群のそれを表す。

処置群に対する政策効果(つまり因果関係)は, 実際のアウトカム(Y_1)と, もし政策を受けなかったらと仮定した場合のアウトカム(Y_0)の差で定義される。 Y_1 はデータとして観察できるが, Y_0 は, 仮想的(反事実的)な状況のアウトカムであり, データとして観察することはできない。そこでDIDでは, 処置群がもし政策を受けなかったとしたら, 彼らのアウトカムは対照群と同じトレンドで推移したであろう, と仮定して Y_0 を求める。これは図中の白丸に相当する。この仮定は「平行トレンド」と呼ばれ, DIDにおける最も重要な仮定である。平行トレンドが満たされていない場合, DIDによる推計結果を政策効果と解釈することはできないため, この仮定の妥当性については丁寧に検証する必要がある。具体的な方法は次節で紹介する。

このとき政策効果 $Y_1 - Y_0$ は, 簡単な計算によ

り, $(Y_1 - A) - (C - B)$ と等しいことが示せる。括弧内は政策前後の「差」であり, それを処置群と対照群との「差」にしたものが政策効果であることをこの式は表している。これが「差分の差分法」と呼ばれるゆえんである。

以上がDIDの基本的な考え方であるが, 上記の計算だけでは, 政策効果は求められても, その推計値がどの程度信頼できるものかを判断することはできない。そこで実際の分析では, 回帰分析(OLSないしFixed effectモデル)を用いて推計値の精度(誤差・信頼区間)に関する情報を得る。また回帰分析であれば, アウトカムに影響を与える他の要因をコントロールすることも容易である。これによって推計値の精度を向上させられるほか(推計値の誤差や信頼区間を小さくできる), 以下で述べるように内生性と呼ばれる問題が生じる可能性を軽減することも可能となる。回帰分析の枠組みでは, DIDは以下のように定式化できる。

$$Y_{it} = aD_{it} + bZ_{it} + v_i + w_t + u_{it} \quad (1)$$

ここで Y はアウトカムを, t は時間を表す。 i は農家や地域などのデータの単位を表すが, 以下では単純化のため農家と解釈する。 D は政策を受けた場合に1, そうでないときに0をとる二値変数

であり、その係数 a が政策効果を表す。

\mathbf{Z}_{it} はアウトカムを左右する他の要因であり、その影響の大きさは係数 \mathbf{b} で表されている。 \mathbf{Z}_{it} には複数の変数が含まれるため、ベクトル（太字）で表記されている。また、 \mathbf{Z}_{it} はデータとして分析者が観察できるものと仮定されている。一方、データとして観察できない要因は、 v_i 、 w_t 、 u_{it} の三つに分けて定式化されている。 v_i は、農家 i ごとに異なるが、時間 t ごとには変わらない要因、つまり各農家に固有の要因である。 w_t は逆に時間固有の要因（時間ごとに変わるが、全農家共通の要因）、そして u_{it} は農家ごと、時間ごとに異なる要因である。これら v_i 、 w_t 、 u_{it} のいずれかが D と相関している場合、それを適切に処理しなければ、内生性ないしセレクションバイアスと呼ばれる問題が発生し、政策の効果を正しく推計することができない。

DIDは特に農家固有の効果 v_i によるセレクションバイアスを回避できる点に強みを有する。前期と今期の差分を Δ で表せば、上の式から、 $\Delta Y_{it} = a\Delta D_{it} + \mathbf{b}\Delta \mathbf{Z}_{it} + \Delta w_t + \Delta u_{it}$ と書ける。すなわち差分をとることによって v_i が消去されるためである。この式に対して最小二乗法（OLS）を用いれば、政策効果を推計できる。

なお政策効果が農家ごとに異なる場合、つまり政策効果が a ではなく a_i と書ける場合には、政策効果の処置群に関する平均値、 $E[a_i | \Delta D_{it} = 1]$ ⁽²⁾などを推計することが目標となるわけだが、その方法に関しては、現在様々な研究が進行中である。また政策を受けるタイミングが農家ごとに異なる場合についても、同じく最新の研究課題となっている（Wooldridge, 2021）。

なお w_t は時間固有の要因であるから、その差分 Δw_t は二時点間のトレンドを表している。 w のインデックスが t のみであることは、トレンドが全ての農家で共通であることを意味しており、これは平行トレンドの仮定に他ならない（逆に全ての農家でトレンドが異なるならば、インデックスを w_{it} とすべきであるし、処置群と対照群でトレンドが異なるならば、 w_t と交差項 $D_{it}w_t$ の二つの項を用いるべきである。この点は3節（1）項でも紹介する）。この仮定が許容されるのであれば、 w_t はダミー変数として処理できるため、 w_t

によるセレクションバイアスも問題とならない。

注意したいのは残る u_{it} によるセレクションバイアスである。農家・時間に関して変化する観察不可能な要因 Δu_{it} が、政策対象となるか否かの決定 ΔD_{it} と相関している場合、DIDの利用は不適切である（ Δu_{it} が $\Delta \mathbf{Z}_{it}$ と相関している場合も同様だがここでは省略する）。これもまた平行トレンドと並んで重要な条件である。

具体例を用いて v_i 、 w_t 、 u_{it} の役割を考える。まず認定農業者を対象に政策を行う場合を想定し、アウトカムとして所得を考える。このとき変数 D は政策を受けるか否か、換言すれば認定農業者であるか否かを表す。分析を行う際にまず考えるべきことは、アウトカムに影響を及ぼす要因のうち D と相関し得るもの（交絡変数と呼ばれる）の候補をリストアップすることである。ここでは経営スキルと作付面積を考える。経営スキルは当然アウトカムである所得を変動させる要因になっているであろう。さらにスキルが高いほど認定農業者になりやすい（つまり D と相関している）と考えられる。同様に作付面積についても、スケールメリットを通じて所得に影響を与えていると考えられ、なおかつ大規模なほど認定農業者になりやすいという意味で D と相関していると考えられる。次に検討すべきは、それらの要因が \mathbf{Z}_{it} 、 v_i 、 w_t 、 u_{it} のいずれに該当するかである。経営スキルについてはデータとして観察することはできず、少なくとも短期的には時間に関して一定の農家固有の要素とみなすことが一般的である。したがってスキルの効果は v_i に含まれているものと解釈することができる。上述のとおり、DIDでは差分によって v_i が消去されるため、スキルによるセレクションバイアスを心配する必要はないことになる。作付面積についてはデータとして容易に観察することができるため、 \mathbf{Z}_{it} に含めることが可能であろう。この場合にはセレクションバイアスは発生しない。ただし統計データの不備等によって作付面積が観察できない場合には、農家ごと年ごとに変動する作付面積は u_{it} に含まれるとみなすべきである。この場合、作付面積が含まれた Δu_{it} は、認定農業者へのなりやすさ ΔD_{it} と相関してしまう懸念が生じるため、DIDの利用は不適切となる。なお認定農業者と非認定農業者と

では、平行トレンドの仮定が満たされない可能性が高い。仮に政策がなかったとしても、認定農業者になるような意欲ある農家は、非認定農業者に比べて、農業所得がより高い成長率で伸びていく（つまり w_t が両者で異なる）可能性が考えられるためである。したがって DID の適用の可否は、平行トレンドを検証した上で判断されるべきと言える。

今一つの例として、農業保険が所得に与える影響を考える。このとき変数 D は農業保険に加入するか否かを表すことになる。この場合の交絡変数の候補として、病虫害の大きさを考えてみよう。病虫害を受けた農家ほど所得が下がるから、病虫害は所得の決定要因として、 Z_{it} , v_i , w_t , u_{it} のいずれかに入っているはずである。また病虫害のデータが観察できないとすれば、病虫害は農家ごと時間ごとに異なるため、 u_{it} に含まれることになる。では病虫害は D と関連しているであろうか。差分式である $\Delta u_{it} = u_{it} - u_{it-1}$ の中には、今年の病虫害と前年の病虫害に関する情報が含まれる。したがって前年に大きな被害を受けた農家ほど翌年に農業保険に加入しやすい、といった傾向があるならば、 Δu_{it} と ΔD_{it} とが関連し、DID の利用は不適切となる。この場合、最も直接的な解決策は被害量や被害面積をデータとして得て、それを Z_{it} に含めてやることだが、それができない場合には、DID ではなく、次節で紹介する Synthetic control method や Triple difference のほか、操作変数法、回帰不連続デザイン、ランダム化比較実験などの手法を検討する必要がある。

なお DID、操作変数法、回帰不連続デザインの三つの分析手法のうち、DID は操作変数法と並んで適用例の多い手法である⁽³⁾。この最大の要因はデータの取得が容易であることであろう。DID は政策導入前後の二時点分のデータがあれば適用でき、またデータの単位も農家レベルの個票だけでなく、県や市町村といった地域単位であってもよい。このためデータの有無が分析のネックになることが少ない手法と言える⁽⁴⁾。ただし繰り返しになるが、データがあるからといって、いつでも DID を適用してよいというわけではない。平行トレンドが満たされ、農家・時間ごとに変化する交絡変数が残っていないか慎重に検

討した上で利用されるべきである。

3. 農業分野における応用例

本節では農業分野における DID の利用例を紹介する。まず始めに海外の研究例として、食料消費への補助金、砂糖税、有機認証、農薬、環境支払いの効果を検証した五つの論文を紹介する。これら論文を取り上げたのは、単に扱うテーマの多様性だけが理由ではない。前節で述べたとおり、DID を用いる際には平行トレンド及び交絡変数について注意を払う必要があるが、その具体的な検証方法や仮定が満たされない場合の対応策など、応用的な手法についてもカバーできるよう論文を選択した。具体的には、まず（1）項においては平行トレンドの検証方法を紹介し、（2）、（3）項では平行トレンドが満たされない場合の対策として Synthetic control method 及び傾向スコアマッチングと呼ばれる方法を紹介する。（4）項では交絡変数への対応策として Triple difference と呼ばれる手法を用いた論文を紹介し、（5）項では、複数の政策を同時に受けている場合の注意点について触れる。そして最後に（6）項で、我が国の農業分野における DID の応用例を紹介する。

（1）食料価格の引下げ効果—平行トレンドの検証—

Chakrabarti et al. (2018) は、食料消費への補助金が、消費量や栄養摂取に与える影響を分析した事例である。分析ではインドにおける公的分配システム（Public distribution system）に着目している。公的分配システムとは、州政府が米や小麦等の必需品を買い上げて、市場価格よりも低い価格で貧困層に提供する政策であるが、近年、一部の州がその対象品目に豆類を追加したことに着目し、DID を適用している。なおここでのポイントは一部の州が導入したという点である。もし全ての州が導入した場合には、比較対象となる対照群を形成できず、DID の利用は困難となることに注意されたい。推計の結果、政策の変更によって確かに豆類の消費は増加したものの、増加幅は非常に小さく、期待されたほどの政策効果をもたらさないと結論付けられている。

さて前節において、DIDを用いるためには平行トレンドの仮定が必要であると述べた。すなわち、処置群がもし政策を受けなかったとしたら、そのアウトカムは対照群と同じトレンドで推移する、という仮定である。この仮定は、「もし政策を受けなかったとしたら」という反事実的な状況に関するものであるから、直接的に検証することはできない。そこでその検証には、政策導入前の時期に着目して、トレンドが処置群と対照群とで似ているか否かを確認することで、間接的に検証する方法がとられる。例えば2010年に政策が導入されたのであれば、2000年～2009年のアウトカムが、処置群と対照群とで似た動きをしているか否かを検証するのである（したがって、政策導入前のデータが入手できない場合には、平行トレンドの検証はできない）。具体的には、両グループのアウトカムの推移をグラフ上にプロットして目視で確認するのが最もシンプルな方法であるが、より厳密に検証するため、Chakrabarti et al. (2018) では以下の方法を用いている。まず以下の式を政策導入前のデータを利用して推計する。

$$Y_{it} = \beta Z_{it} + v_i + c_1 \text{time} + c_2 \text{time} \times D_i + u_{it} \quad (t < T) \quad (2)$$

前節同様 Y はアウトカム、 i は農家、 t は時間、 Z はアウトカムに影響を与える各種の要因、 u は誤差項である。政策の導入年を T とする。 time は時間を表す変数で、データの始期1993年からの経過年数、 D は処置群で1、対照群で0をとる二値変数である。ここで注意したいのは、上記の式は政策導入前のデータを利用して推計するため ($t < T$)、 $D = 1$ はその時点で政策対象者となっている農家ではなく、将来、政策対象者となる農家を表すという点である。

ここでもトレンドが両グループで共通ならば、つまりトレンドが D の値に影響を受けないのであれば、 D と time の交差項の係数 (c_2) はゼロとなるはずである。検定の結果、係数 c_2 にはゼロと有意な差が検出されず、両グループで異なるトレンドを有しているとは言えないと結論付けられている。なお論文では、これに加え、 time の二乗項を加えた場合も推計し、同様の結論を得ている。

こうした方法は、トレンドが時間に関して線形ないし二乗型で近似できる場合には妥当であるが、実際のトレンドはより複雑な動きを持つかもしれない。この場合には、 time の代わりに年度ダミーを利用すればよい⁽⁵⁾。

(2) 砂糖税の効果— Synthetic control method —

平行トレンドが満たされない場合にはどうしたらよいのだろうか。一つの解決策は、対照群の選び方を変えることである。通常のDIDでは、データの得られる全ての対照群の情報を等しく利用するが、平行トレンドが満たされるように対照群を作り出してしまえばよいのではないか。これが Synthetic control method と呼ばれる手法の発想である (Abadie, 2021)。

その応用例として Grogger (2017) を紹介しよう。同研究は、砂糖税が飲料価格に与える効果を推計した研究事例である。肥満を防ぐため、様々な国で砂糖税が導入されているが、同論文の対象国であるメキシコでは、肥満の一因と考えられている添加糖 (added sugar。果物の甘味などの食品素材に含まれる糖ではなく、精製された糖など加工の過程で添加された砂糖を指す) を含む飲料には、2014年1月以降、1リットル当たり1ペソ (率にして平均9%) の砂糖税が課されることとなった。市場が競争的であれば、製品の価格は課税された分だけ、つまり平均で9%上昇するはずだが、市場が寡占的であれば、需要曲線の形状に応じて9%よりも高くも低くもなり得る。つまり消費者が最終的に直面する価格は、政策が意図した価格とは異なり得るのである。メキシコの場合、コカ・コーラとペプシ社が飲料市場のほとんどを占める寡占的な状況であり、価格上昇の程度を検証するのは、理論的にも政策的にも意義ある課題と言える。

ただし、砂糖税は国内の全ての地域で一斉に導入されたため、通常のDIDのように、政策の実施されていない地域をもって、対照群とすることができない。そこで Grogger (2017) では、砂糖税の導入されていない商品から対照群を形成している。つまり地域×時間の変化に着目する通常のDIDとは違い、商品×時間に着目している点が特徴的である。

ではどの商品を対照群とすべきか。候補となる商品は、砂糖税の対象外である食品、飲料、衣類など約 120 種類である。通常の DID ではこれら商品の価格を単純平均したものをもって、「もし仮に砂糖税が課されなかったとしたら実現したであろう価格」（つまり反事実的なアウトカム）、とみなすわけだが、同論文では、Synthetic control method を用いて、砂糖税導入前の価格の動きが、処置群の価格の動きと似たものとなるよう（つまり平行トレンドが満たされるよう）、対照群の商品ごとにうまくウェイトを割り当てて、アウトカムを比較している。

得られた政策効果が有意であるか否かを判定するために、プラセボテストを用いる点も同手法の特徴である⁽⁶⁾。プラセボとは「偽」という意味であり、効き目のない偽の薬をあえて処方し、本物の薬と効果を比較する手法で知られている。この手法ではまず、砂糖税の対象でない飲料を、一つずつ、砂糖税の対象になったもの（つまり処置群）と仮定して推計を行う。もちろん実際には砂糖税の対象外、つまりプラセボであるから、得られる政策効果はゼロに近い値となる。対象外の飲料は約 100 製品あるため、政策効果の推計値も 100 個得られることになる。次に実際に砂糖税の対象となった商品について政策効果を推計し、その値が、プラセボの政策効果の分布と比べて極端に、つまり有意に離れた値であれば、政策効果が存在すると判断されるのである。

なお前節において、農家ごと・年ごとに変化する交絡変数が存在する場合には DID の利用は不適切であると述べたが、Synthetic control method の重要なメリットは、こうした場合においても、政策効果をバイアスなく推計できる点である (Abadie et al., 2010)。

都市別、月別、製品別の飲料価格データを用いて推計した結果、砂糖税の対象となった商品は、平均で 14% 価格が上昇し、この値はプラセボテストから得られた分布から判断して、ゼロと有意に異なるものであった。この結果は価格上昇の程度が課税率（9%）よりも大きいことを示唆している。また、こうした飲料価格の上昇は、砂糖消費の減少を通じて、体重を 1～1.5kg 程度、率にして平均体重の 1～2%、減らす働きを有す

ると試算されている。

（3）有機認証の効果分析—傾向スコアマッチング

平行トレンドを確保するための今一つの方法は、傾向スコアマッチング (Propensity score matching) を利用することである。

Ibanez and Blackman (2016) は、有機認証が環境や農家所得に与える効果を推計した研究例である。有機認証は無農薬等の条件を満たした農家に付与される。したがって、これまで有機農法を行っていなかった農家が、認証制度を契機に新たに有機農法に取り組むのであれば、環境に対する正の効果が期待できる。しかし認証制度の導入以前から有機農法を行っている農家が認証を得る場合、農法そのものには変化が生じないため、環境への追加的な効果は期待できない。また、有機認証によって販売価格が上昇したとしても、それによって農家所得が増加するとは必ずしも言えない。有機農法を実施するための追加的な費用が生じる可能性があるためである。

こうした背景の下、同研究ではコロンビアのコーヒー農家に対する有機認証の効果を、DID を用いて推計している。用いるデータは約 200 の農家×二時点のパネルデータであり、推計の結果、所得に対する影響は検出できなかったものの、有機肥料の利用の増加や生活排水の農業利用（水資源の少ない国で行われる農法）の減少という環境への正の効果を見いだしている。

同論文の手法上の特徴は、傾向スコアマッチングを利用することで、処置群と特性の似た農家を対照群として選んでいる点である。すなわち似たような農家同士であれば、平行トレンドも満たされるであろうとの考えに立って、有機認証を取得する確率を農家ごとに計算し (Probit model によって推計できる)、この確率が似た農家同士でアウトカムを比較する、というのが基本的な考え方である (Heckman, et al., 1997)。全ての対照群を均等に扱う通常の DID と異なり、ウェイト付けを行って対照群を絞り込むという意味では、Synthetic control method と類似の手法と言える。ただし Synthetic control は政策実施前に平行トレンドが満たされるように対照群を選択する

のに対して、傾向スコアマッチングでは、政策を受ける確率を基に選択するにとどまり、平行トレンドを直接的に検証しているわけではない。ただし Synthetic control の場合、政策導入前だけで複数の期間のデータが必要となるのに対して（政策導入前のトレンドを比較するため）、傾向スコアマッチングでは政策導入前後の二期間分だけで適用可能なため、長期間のデータが入手できない場合には検討に値する手法と言える。

（４）農薬が健康に与える影響－Triple difference－前節で述べたとおり、DID を用いるためには平行トレンドだけでなく、経年変化する交絡変数は存在しないという仮定も求められる。仮にそうした交絡変数が存在する場合には、Triple difference (Difference-in-difference-in-differences) を利用することで解決できる場合がある。

その応用例として、農薬の利用と住民の健康状態の関係を分析した Lai (2017) を紹介する。同論文の分析対象である中国では、面積当たりでみて世界平均の 4 倍近い農薬を利用している。こうした農薬の多用は、水質汚染や大気汚染を通じて、農家のみならず近隣の住民にも広く健康被害を及ぼし得る。そこで同論文では農家以外の住民も対象とした地域レベルの分析を展開し、稲作における農薬の利用が、周辺に住む高齢者の健康状態を悪化させ、その医療コストは 20 億ドル以上にも達すると結論付けている。なお健康状態は、ADL (Activities of daily living: 日常生活動作)、すなわち食事・更衣・移動・歩行・排泄・入浴など、高齢者の日常生活における基本的な動作に支障があるか否かを問う指標によって測られている。

通常の DID では、「処置を実施したか否か」×「処置の前か後か」という二つの差分に着目する。この研究における「処置」は、地域の面積当たり農薬の投入額によって測られている⁽⁷⁾。また処置の時点は、中国政府が農業に対する課税から補助金へと方向転換した 2004 年と設定されている。この政策転換は、農薬をターゲットとしたものというよりも、直接支払い、価格支持、種子や機械購入の補助など、農業生産の拡大を目的とした様々な政策のパッケージを指している。

同論文の手法上の特徴は、Triple difference を利用している点である。すなわち上記二つの差分に加え、「表層水を飲んでいる住民か地下水を飲んでいる住民か」という三つ目の差分を考慮することで、より信頼度の高い推計を試みている。農薬が水質に与える影響は、地下水よりも表層水の方が大きいと、農薬による健康被害は表層水を飲んでいる住民の間でより大きく観察されるはずである。

もちろん DID を用いたとしても、必要な仮定を満たしていれば、表層水を飲んでいる住民に着目して推計を行えば、農薬の影響を検出できるはずである。しかし上述のように 2004 年以降の政策は、個別の投入財ではなく、農業生産全般をターゲットとしたものであるから、農薬だけでなく、他の様々な投入財も同時に変化している可能性がある。農薬の利用が増加した地域では、例えば化学肥料の使用量もまた、増加している可能性が捨てきれないのである。この場合、「経年変化する交絡変数は存在しない」という仮定が満たされない可能性が生じ、通常の DID では、推計された政策効果がそうした交絡変数によってもたらされたものか、農薬の利用増加によってもたらされたものかを区別することができなくなってしまう。Triple difference の場合、そうした交絡変数があつたととしても、その効果が表層水を飲んでいる住民と地下水を飲んでいる住民とで共通であると仮定できれば、農薬の効果を特定できる。つまり化学肥料が健康に与える影響が、表層水・地下水の利用状況とは無関係と仮定できるのであれば、Triple difference によって農薬の影響を検出できることになる。

（５）環境支払いの効果－複数の Treatment－

次に環境支払いの効果を検証した Chabé-Ferret and Subervie (2013) を紹介する。同論文ではフランスの農家レベルの個票データを用いて DID を行い、環境支払いの種類によって政策効果が異なることを見いだしている。例えばカバークロップの作付け（土壌侵食の防止を目的として休閑期にマメ科やイネ科の非収穫作物の作付けを行うこと）に対する環境支払いは、カバークロップの増加にある程度は貢献するものの、そうした支払い

がなかったとしても、農家による自発的な作付けが進んだものと予測され（同論文ではこうした効果を windfall effect と呼んでいる）、費用対効果のあまり高くない環境支払いであると結論付けられている。逆に有機農法に対する助成や、肥料の流出を軽減するために農地の端に設けられる植生帯（grass buffer strips）に対する支援は、費用対効果の高い環境支払いであることが見いだされている。

同論文の手法上の特徴は、有機農法や植生帯など、複数の政策を分析している点である。通常の DID では単一の政策を扱うケースが多いが、その場合はその政策を受けたか否かで農家を処置群と対照群に分類する。しかし政策が複数ある場合、政策 A に関する処置群には、政策 A のみを受けている農家と、政策 A だけでなく他の政策も受けている農家とが混在することになる。したがって、推計された政策効果が純粋に政策 A の効果と言えるかは、他の政策がそのアウトカムに影響を及ぼさない（crossover effect が存在しない）かどうかにかかっている。例えば、政策 A が有機農法に対する環境支払いで、アウトカムが有機農法の実施面積というケースであれば、有機農法の面積は、他の環境支払い（例えば植生帯への環境支払い）からは影響を受けない、と言えるかが鍵になる。同論文ではこうした仮定が満たされるか丁寧に検証した上で、分析を進めている。

このほか、傾向スコアマッチングによる対照群の選択、プラセボテストによる平行トレンドの検証、DID だけでなく Triple difference も利用した頑健性のテストなど、様々な点で丁寧な分析が展開されている。

（6）我が国における応用例

最後に、DID を我が国の農業分野へ応用した研究例を紹介する⁽⁸⁾。まず中嶋ら（2011）の研究は、農産物直売所の開設が地域の露地野菜生産に及ぼす影響を分析したものである。アウトカムは農林業センサスから得た集落レベルの露地野菜作農家率であり、対象とする政策（この場合は政策というよりも「処置」と呼ぶ方が適切であろう）は農産物直売所の開設である。分析の結果、近隣で農産物直売所が開設されると、露地野菜作農家

率が増加するが、農産物直売所が 6 km 以上で開設された場合は、野菜作への効果は検出されないと結論付けられている。手法上の特色は、近接した地域間の誤差項の相関を空間計量経済学と呼ばれる手法によって明示的に考慮している点である。誤差項同士の相関は、標準誤差を歪めてしまうため、本来は効果がないのにもかかわらず効果があると判断してしまう誤り（偽陽性）や、またその逆の誤り（偽陰性）を生じさせかねない。こうした問題を防ぐため、一般的には Robust standard error と呼ばれる手法を使うことが多いが、本論文では地理的な情報を活用して、より丁寧な対応を行っている。

藤栄（2016）は、農林業センサス及び集落営農に関するパネルデータを用いて、農地・構造政策が農地集積に及ぼす影響を検討した事例である。分析の結果、農業構造政策の効果は政策手段によって異なり、認定農業者制度に強い農地集積効果（規模拡大効果）が見いだされた一方で、家族経営の法人化には農地集積の効果はみられなかった。また集落営農の法人化の効果は設立時期によって異なり、主体的な組織化が中心とされる 2005 年以前に設立された集落営農では、多くの地域で法人化による農地集積効果が確認された一方、それ以後に設立された集落営農では農地集積効果は検出されないという興味深い結果を得ている。手法上の特徴は、傾向スコアマッチングを利用することで、処置群と特徴の類似した対照群を絞り込んでいる点である。3（3）節で述べたとおり、こうした方法は平行トレンドを満たすための間接的な手段として評価できる。

高山・中谷（2014；2017）及び高山ら（2015）の一連の研究は、環境支払い、企業の農業参入、及び農地流動化政策の効果を分析したものである。まず、環境支払いを対象とした高山・中谷（2014）では、農地・水・環境保全向上対策のうち、資源の適切な維持保全、施設の長寿命化、生態系保全・景観形成を目的とする地域ぐるみの共同活動を支援する共同活動支援に着目して、様々なアウトカムに対する分析を行っている。北海道を対象とした分析の結果、こうした共同活動支援は、集落活動（寄合の回数や保全活動）を活性化することが見いだされた一方で、耕作放棄地や不作為地

を抑制する効果は検出されなかった。

また高山・中谷（2017）は、特区制度を利用した企業の農業参入が、地域の農家数や耕作放棄地率に与えた影響を市町村レベルのデータを用いて定量的に評価したものである。分析の結果、農地リース特区導入により企業の農業参入があった市町村では、耕作放棄地発生防止の効果が認められ、また、周辺地域の農家数の減少の抑制にも寄与していることがわかった。高山・中谷（2014；2017）では、藤栄（2016）同様、傾向スコアマッチングを利用している。

高山ら（2015）は、農地保有合理化事業に着目したものである。同事業は、離農する農家や小規模農家から農地の購入・借入を行い、規模拡大により経営の安定を図ろうとする農家に対して農地を効率的に売却・貸付けする事業であり、農地の取引費用を下げ、流動化を促進することを目的としている。北海道を対象に分析を行ったところ、農地保有合理化法人が設立された市町村では、集落内の借入農地率が3～4%ポイントほど増加することが見いだされている。また同論文では、法人設立前の時期に着目して平行トレンドの確認も行っており、DIDの模範的な利用例と言える。

4. おわりに

本稿では回帰不連続デザインをレビューした前稿（川崎，2020）の続編として、差分の差分法（DID：Difference-in-differences）の基本的な考え方と、国内外の農業分野に応用した研究例を紹介した。個票データだけでなく地域単位のデータでも利用でき、また二時点の情報さえあれば推計可能なため、DIDは比較的利用しやすい手法と言える。ただしどのような場面でも利用してよいわけではなく、必要な仮定が満たされていない場合には誤った結論を導いてしまうため、仮定の妥当性を入念に検証した上で利用したい。

特に重要となるのが平行トレンドの仮定であり、政策導入前のアウトカムの動きを政策の対象農家（処置群）と非対象農家（対照群）との間で比較し、似たトレンドを有するか検証する必要がある。もし平行トレンドの成立が疑わしい場合には、Synthetic control methodや傾向スコアマッ

チングといった手法を検討すべきである。

DIDの強みの一つは、農家固有の交絡変数がデータとして観察できない場合でも、バイアスなく推計することができる点にある。これは農家のスキルや土壌の質や水利条件といった短期的に一定とみなせる要因を無視できることを意味し、推計上の大きなメリットである。ただし農家ごと・年ごとに変動するような観察不可能な交絡変数がある場合には利用すべきでない。これがDIDに求められるもう一つの仮定である。これが満たされない場合には、Synthetic control method, Triple difference, 操作変数法, 回帰不連続デザインといった他の手法を検討する必要がある。

先行研究からは、食料消費への補助金、砂糖税、有機認証、農薬、環境支払い、農地政策や企業の農業参入など、様々なトピックに対してDIDが活用されていることが確認された。我が国の農業政策に対してDIDを応用する際の課題の一つは、対照群の有無にあると思われる。DIDでは、政策の対象農家（処置群）と非対象農家（対照群）との間でアウトカムを比較する。したがって、一部の農家や地域が対象となるような政策であれば、DIDの適応は可能であるが、国内の全農家が対象となるような政策の場合、そもそも対照群が存在しないため分析が困難となる。この場合の一つの解決策は、Grogger（2017）が行ったように、地域ではなく、品目をベースに対照群を形成する方法である。例えば小麦に対する政策であれば、大麦や裸麦を対照群とするのである。ただし平行トレンドを再現できるか否かが重要な鍵となる。

DIDの利用を促進するための今一つの課題は、地域レベルの政策に関する情報整備である。地域を単位とした政策は、DIDの最も得意とする分析対象であり、政策対象となった地域とそうでない地域を比べることで政策効果を推計することができる。海外でも州ごとに異なる政策に着目してDIDを用いる例が多い。我が国でも、市町村や集落といった地域単位で導入されている政策に対してDIDの分析がなされている。したがって、どこでどのような政策が実施されているかに関する情報を一元的に整理し公開していくことが、DIDの利用を通じたエビデンスに基づく政策立

案を促進する重要な鍵となるであろう。

[付記] 本稿の執筆に当たり、高橋克也氏（農林水産政策研究所）、高橋祐一郎氏（農林水産政策研究所）、及び匿名の査読者より貴重なコメントを頂いた。ここに記して謝意を表したい。

- 注(1) このほかにも最小二乗法（OLS）や、（DIDと併用せずに単体で用いる）傾向スコアマッチングなどもあるが、全ての交絡変数がデータとして観察できるという比較的強い仮定が要求されるため、ここでは取り上げない。
- (2) 処置群（treatment group）に関する平均値であるため、Average treatment effect on treated（ATT）と呼ばれる。
- (3) 経済学分野における2000年～2020年の論文をキーワード検索すると、回帰不連続デザインは94件、DIDは167件、操作変数法は259件がヒットした（2021年3月、Web of Science調べ。検索キーワードは、当該手法の名称+“treatment effect*”とした）。
- (4) これに対して回帰不連続デザインの場合、政策対象者を選定するルールに起因した不連続性を利用して推計を行うため、適応できる政策が限られてしまう上に、多くの場合個票データが必要となる。また操作変数法では、妥当な性質を持った操作変数を見つけることが困難であることが多い。
- (5) この方法を用いた研究例としては、Chabé-Ferret and Subervie（2013）がある。
- (6) 同様の手法は前述のChakrabarti et al.（2018）でも用いられている（論文中では「Randomized inference」と呼ばれている）。
- (7) ここでの処置は、二値変数（例えば農薬を増やしたか否か）ではなく、農薬の投入額という連続変数である。この点はオーソドックスなDIDとは異なるが、推計方法は特に影響を受けない。また「処置」という表現は、農薬の投入量を政府が強制的に決めたかのような印象を与えてしまうかもしれないが、そうではなく、農家自ら農薬の投入量を決めている状況である。
- (8) その他の研究例については、中谷（2016）を参照のこと。

[引用文献]

Abadie, A. (2021) Using synthetic controls:

Feasibility, data requirements, and methodological aspects. *Journal of Economic Literature* 59 (2): 391-425. <https://doi.org/10.1257/jel.20191450>.

Abadie, A., A. Diamond, and J. Hainmueller (2010) Synthetic control methods for comparative case studies: Estimating the effect of California's tobacco control program. *Journal of American Statistical Association* 105 (490): 493-505. <https://doi.org/10.1198/jasa.2009.ap08746>.

Chabé-Ferret, S., and J. Subervie (2013) How much green for the buck? Estimating additional and windfall effects of French agro-environmental schemes by DID-matching. *Journal of Environmental Economics and Management* 65 (1): 12-27. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2012.09.003>.

Chakrabarti, S., Kishore, A., and D. Roy (2018) Effectiveness of food subsidies in raising healthy food consumption: Public distribution of pulses in India. *American Journal of Agricultural Economics* 100 (5): 1427-1449. <https://doi.org/10.1093/ajae/aay022>.

藤栄剛 (2016) 「農地・構造政策と農地集積」『農業経済研究』88 (1): 67-82. <https://doi.org/10.11472/nokai.88.67>.

Grogger, J. (2017) Soda taxes and the prices of sodas and other drinks: Evidence from Mexico. *American Journal of Agricultural Economics* 99 (2): 481-498. <https://doi.org/10.1093/ajae/aax024>.

Heckman, J., Ichimura, H. and P. Todd (1997) Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training programme. *Review of Economic Studies* 64 (4): 605-654. <https://doi.org/10.2307/2971733>.

Ibanez, M., and A. Blackman (2016) Is eco-certification a win-win for developing country agriculture? Organic coffee certification in Colombia. *World Development* 82: 14-27. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2016.01.004>.

川崎賢太郎 (2020) 「農業政策の効果測定手法：回

- 帰不連続デザイン」『農林水産政策研究』33: 63-75. <https://doi.org/10.34444/00000128>.
- Lai, W. (2017) Pesticide use and health outcomes: Evidence from agricultural water pollution in China. *Journal of Environmental Economics and Management* 86: 93-120. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2017.05.006>.
- 中村信之・鈴木綾 (2019) 「開発ミクロ実証経済学は実験系論文に寄せられる課題を解消しているか? 開発経済学ジャーナルのシステムティックレビューを基に」『農業経済研究』91 (1): 1-16. <https://doi.org/10.11472/nokei.91.1>.
- 中嶋晋作・村上智明・佐藤和憲 (2011) 「農産物直売所の地域農業への影響評価—空間的地理情報を活用した差の差推定と空間計量経済学の適用—」『農業情報研究』20 (3): 131-138. <https://doi.org/10.3173/air.20.131>.
- 中谷朋昭 (2016) 「農地・水・環境保全向上対策の評価と多面的機能支払への展望」『農業経済研究』88 (1): 99-114. <https://doi.org/10.11472/nokei.88.99>.
- 佐々木宏樹 (2020) 「農業者・消費者を対象としたフィールド実験の動向—持続可能な農業に向けたEBPM—」『環境経済・政策研究』13 (1): 50-54. https://doi.org/10.14927/reeps.13.1_50.
- 高山太輔・中谷朋昭 (2014) 「傾向スコアマッチング法による農地・水・環境保全向上対策のインパクト評価」『農村計画学会誌』33 (3): 373-379. <https://doi.org/10.2750/arp.33.373>.
- 高山太輔・中谷朋昭 (2017) 「農地リース特区導入による企業等の農業参入のインパクト評価。」『農村計画学会誌』36 (1): 77-85. <https://doi.org/10.2750/arp.36.77>.
- 高山太輔・正木卓・中谷朋昭・堀部篤 (2015) 「農地保有合理化法人の設立は農地の流動化を促すか」『農村計画学会誌』34 (2): 151-159. <https://doi.org/10.2750/arp.34.151>.
- Wooldridge, J. (2021) Two-way fixed effects, the two-way Mundlak regression, and difference-in-differences estimators. Available at SSRN: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3906345>.

Econometric Methods for Evaluation of Agricultural Policy: Difference-in-Differences Method

KAWASAKI Kentaro

Summary

Causality is pivotal in evidence-based policy making and can be quantified with several econometric methods. This study reviews applications of difference-in-differences method in the field of agricultural economics.

Keywords: Evidence-based policy making (EBPM), difference-in-differences, agricultural policy, causal inference, econometrics