

## 京都大学大学院経済学研究科 ディスカッションペーパーシリーズ

# 因果性と異質性の経済学① : 限界介入効果

嶌田 栄樹 京都大学大学院農学研究科・博士課程 依田 高典 京都大学大学院経済学研究科・教授

No. J-20-002

2020 年 7 月

〒606-8501 京都市左京区吉田本町 京都大学大学院経済学研究科

### 因果性と異質性の経済学①: 限界介入効果

京都大学大学院農学研究科 博士課程 嶌田 栄樹<sup>1</sup> 京都大学大学院経済学研究科 教授 依田 高典<sup>2</sup>

#### 1 はじめに

これから3回に分けて、経済学の最先端のトピックの一つである「因果性と異質性の経済学」を紹介したい。経済学では、原因と結果の因果性を統計学的に推定する因果推論が1980年代から盛んになり、1990年代からは実際に無作為比較対照実験をフィールドで行う研究も始まった。また、2000年代から、経済学者は機械学習を積極的に取り入れ、因果効果の研究に役立てている。特に、因果的機械学習は、個別に介入効果を識別する異質因果効果の研究も発展している。

連載の第1回では、「限界介入効果(MTE: Marginal Treatment Effect)」を取り上げる。MTE は、James Heckman シカゴ大学教授の研究チームが開発した異質因果効果の推定手法で、介入群で嫌ならば介入を受けず、対照群で望めば介入を受けるという選択が許された両側非承諾型実験データを用いて推定する。第2回では、「コウザル・フォレスト(CF: Causal Forest)」をとりあげる。CF は、Susan Athey スタンフォード大学教授のチームが開発した異質因果効果の推定方法で、機械学習を応用したアプローチである。CF は、「ランダム・フォレスト(RF: Random Forest)」を因果推論に応用したものである。RFとは、簡単に言えば、被説明変数を予測するのに、ランダムにデータを分割し、ランダムに選ばれた説明変数を用いて、根から葉へ分岐する決定木を複数本作って最後に平均化するアルゴリズムだ。第3回では、「経験厚生最大化(EWM: Empirical Welfare Maximization)」である。経済実験を行う目的は、一つには因果効果を知ることにあるが、もう一つには観察可能な変数に基づいて、「誰が介入を受けるべきか」という介入割り当て問題を解くことにある。Charles Manski ノースウェスタン大学教授は、統計的決定理論の枠組みで、データを使って目的関数を最大化する政策を探すアルゴリズム研究を「統計的介入ルール(STR: Statistical Treatment Rule)」と呼んだ。EWM は、北川透UCL 准教授のチームが提案した有力な STR のアルゴリズムだ。

それでは、MTE について解説しよう。経済学の主要な役割には、政策の評価と政策効果の予測がある(Heckman and Vytlacil, 2005; Heckman, 2010)。この目的を果たすため、経済学では従来、経済理論から構築したモデルを用いる構造推定アプローチが取られてきたものの、同アプローチには課される仮定の強さや推定方法の複雑さに対する批判がある。これに対し、実験・準実験を用いるプログラム評価アプローチは、手法の透明性を確保しつつ介入効果を

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> hshimada.hs3@gmail.com

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> ida@econ.kyoto-u.ac.jp

識別できることから、政策評価の手法として今日では多用されている。しかし、プログラム評価アプローチは政策効果の予測においては力を発揮しないとの批判がある。この両者の欠点を補う方法が、MTE を用いた政策評価である。MTE は、「介入を受けることと受けないこととが無差別である人々の介入効果」と解釈される。MTE を用いることによって、関心のあるアウトカムに政策変化が与える影響を識別することができるのである。この効果は、政策関連介入効果(PRTE: Policy Relevant Treatment Effects)と呼ばれており、政策効果の予測を可能とする。

MTE を推定する他のメリットとして、効果の異質性(Heterogeneity)を検証できることが挙げられる。ここでの異質性とは、効果が個人あるいは集団ごとに異なることを意味する。介入効果の異質性は、政策評価を行う上で重要な示唆を与える。例えば、平均介入効果(ATE: Average Treatment Effects)で評価したときに介入効果がなかったとしても、「効果がある人」と「効果がない人」との影響が打ち消し合っているだけかもしれない。このとき、政策介入の効果がないとは言えない。また、観察できる属性を用いて効果の異質性を説明できるとき、その属性に基づいた政策介入のターゲティングを実現することも可能となる。一方、介入効果の異質性は観察できる属性のみから説明されるとは限らない。例えば、介入に対する好みや介入を受けるためのコストによって介入効果が変動するかもしれない。しかし、これらの属性は多くの場合、観察することができない。このような観察不可能な要因による介入効果の異質性を検証可能にするのが MTE である。つまり、MTE は「観察可能・観察不可能な要因で条件付けた介入効果」とも解釈することができる。

本節では、まず第 2 節にて、Heckman and Vytlacil (2005)を要約する形で MTE の概略を紹介する。 続く第 3 節では、操作変数が離散的である場合に MTE を推定する方法として、Brinch, Mogstad, and Wiswall (2017)を紹介する。 第4節では、MTE の応用例を紹介する。 第5 節は結論である。

#### 2 MTE の概要: Heckman and Vytlacil (2005)

観察されるアウトカムをY、ある政策介入の有無をDと表す。ただし、介入を受けるとD=1であり、介入を受けないとD=0である。すると、観察されるアウトカムは

$$Y = DY_1 + (1 - D)Y_0$$

となる。(Y0, Y1)はポテンシャルアウトカムであり、下記の通り決定される。

$$Y_j = \mu_j(X, U_j), j \in \{0,1\}$$

ただし、 $\mu_j$ は任意の関数であり、Xは観察可能な変数、 $U_j$ は観察不可能な変数を表す。 MTE の分析枠組みでは、個人が介入を受けるかどうかを決定する。この選択は下記の通り 決定される。

$$D = 1[D^* \ge 0], \quad D^* = \mu_D(Z) - U_D \tag{1}$$

式(1)の1[·]は指示関数、 $\mu_D$ は任意の関数である。Zは観察可能な変数でありXを含む。ただし、Zのうち、Xに含まれない除外変数が存在するとする。 $U_D$ は観察不可能な連続変数であり、 $(U_1,U_D)$ と $(U_0,U_D)$ はXで条件付けたとき、Zと独立であることを仮定する。ここで、 $U_D$ を[0,1]に一様に分布するように基準化すると、介入を受ける確率を表す傾向スコアP(Z)がP(Z)  $\equiv$   $Pr(D=1|Z)=\mu_D(Z)$ と表される。

以上のセットアップの下、MTEは次の通り定義される。

$$MTE(x, u_D) \equiv E(Y_1 - Y_0 | X = x, U_D = u_D)$$

つまり MTE は、観察される変数Xと観察不可能な変数 $U_D$ で条件付けた介入効果を表す。  $U_D \sim \text{Unif}[0,1]$ であるため、例えば $U_D$ がゼロに近い個人は、観察不可能な変数に関して介入を受けやすい。このように、MTE は「介入の受けやすさ」に応じた介入効果の推論を可能とする。 さらに MTE は、 $\mu_D(z) = u_D$ である個人、つまり「介入を受けることと受けないこととが無差別である」個人の介入効果と解釈することもできる $^3$ 。

MTE の興味深い特徴の一つとして、様々な介入効果のパラメータを MTE の荷重和として 求められることが挙げられる(Heckman and Vytlacil, 1999)。例えば、ATE は $\int_0^1$  MTE $(x,u_D)du_D$  として求められる。この他にも、介入を受けた個人の介入効果(Treatment Effects on the Treated)や局所平均介入効果(Local Average Treatment Effects)も MTE の荷重和として求める ことができる $^4$ 。これらパラメータの中でも特に重要であるのは PRTE である。PRTE は政策の変化がアウトカムに与える影響として下記の通り定義される。

$$PRTE(x) \equiv E(Y \mid under policy A, X = x) - E(Y \mid under policy B, X = x)$$

ここで、A は変化後の政策、B は変化前の政策を表す5。政策変化の前後で、ポテンシャルアウトカムと観察不可能な変数の条件付分布が変わらないという仮定の下、PRTE は MTE の荷

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> Heckman and Vytlacil (2005)では MTE の第 3 の解釈として、 $X \ge D^*$ の残差、つまり $D^* - E(D^* \mid Z)$ で条件付けた介入効果であることも紹介されている。

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> この特徴を活かし、関心のあるパラメータのバウンドを求める方法を提案している研究として、Mogstad, Santos, and Torgovitsky (2018)がある。

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> Heckman and Vytlacil (2001, 2005)ではアウトカムの差ではなく、効用V(Y)の差としてより一般的に PRTE を定義している。ここでは簡略化のためV(Y) = Yとする。

重和として与えられる。

$$PRTE(x) = \int_{0}^{1} MTE(x, u_{D}) \frac{F_{P^{A}, X}(u_{D} \mid x) - F_{P^{B}, X}(u_{D} \mid x)}{E(P^{B} \mid X = x) - E(P^{A} \mid X = x)} du_{D}$$

ただし、 $P^A$ と $P^B$ はそれぞれ、政策 A と政策 B の下での傾向スコアを表し、 $F_{P^A,X}(\cdot|x)$ と  $F_{P^B,X}(\cdot|x)$ はそれぞれの政策下での傾向スコアの条件付分布を表す。このように PRTE を求めることで、新たな政策によって介入を受ける人々の割合が変わったとき、どのような効果を生まいのかを事前に予測することが可能となるのである。

ではどのように MTE を推定することができるのだろうか。Heckman and Vytlacil (1999, 2005) では、局所操作変数法(LIV: Local Instrumental Variables)が提案されている。LIV はP(Z) = p で条件付けたアウトカムの期待値の微分として定義され、以下の式が成り立つことが示されている。

$$\frac{\partial E(Y \mid P(Z) = p, X = x)}{\partial p} = \text{MTE}(x, p)$$

つまり、 $E(Y \mid P(Z) = p, X = x)$ を傾向スコアで微分することでノンパラメトリックにMTEを求めることができるのだ。以下の図 1 で MTE を推定したときの一例を示す。灰色で塗りつぶされた領域は 95%信頼区間を表す。この例では、MTE が $U_D$ に関して右肩下がりとなっている。つまり、観察不可能な変数に関して介入を受けやすい( $U_D$ がゼロに近い)個人ほど介入効果が高い。一方、 $U_D$ が大きく、介入を受けにくい個人ほど、介入効果が小さくなっている。特に、 $U_D = 0.8$ あたりを境に介入効果の符号がプラスからマイナスへと転じている。このように、MTE を推定することで介入効果の異質性を議論することが可能となる。

#### <図1 MTE の推定例>

#### 3 離散的操作変数と MTE: Brinch, Mogstad, and Wiswall (2017)

前節で紹介した LIV による推定方法ではP(Z)のサポートが重要となる。P(Z)が特定の限ら

<sup>6</sup> 統計ソフトウェア Stata では MTE を求めるためのコマンド margte が開発されており、様々な関数型の MTE を推定することができる(Brave and Walstrum, 2014)。図 1 は、同コマンドを利用して作成した。R でもパッケージ ivmte や localIV が開発されている(Shea and Torgovitsky, 2020; Zhou and Zhou, 2020)。

れた値しか取らない場合は MTE を識別することができない。この問題は特に、経済実験<sup>7</sup>に代表されるように、操作変数が離散的であるときに深刻となりうる。例えば、経済実験を実施する場合、介入群への割当が操作変数として扱われるケースがあるが、多くの場合、そのような操作変数は二値となる。このようなとき、LIV を用いて MTE を識別することはできない。操作変数が離散的である場合にも MTE を識別・推定する方法を議論しているのが Brinch, Mogstad, and Wiswall (2017)(以下、BMW)である。例えば操作変数が二値変数である場合でも、線型 MTE を識別することが可能となる。

BMW のセットアップは、以下の点で Heckman and Vytlacil (2005)と異なる。まず、ポテンシャルアウトカムが $Y_j = \mu_j(X) + U_j$ と定式化される。次に、 $(U_1, U_0, U_D)$ はXで条件付けたときに Zと独立であると仮定する。このセットアップの下、MTE はMTE $(x,p) = \mu_1(x) - \mu_0(x) + E(U_1 - U_0 \mid X = z, U_D = p)$ として与えられる。つまり、Xで条件付けたとき、MTE の形状は $E(U_1 - U_0 \mid X = z, U_D = p)$ の関数型によって決まる。

LIV による識別アプローチと違い、BMW ではまず次の式を考える。

$$E(Y_1 \mid P(Z) = p, X = x, D = 1) = \mu_1(x) + E(U_1 \mid U_D \le p, X = x)$$
 (2)

$$E(Y_0 \mid P(Z) = p, X = x, D = 0) = \mu_0(x) + E(U_0 \mid U_D > p, X = x)$$
(3)

式(2)と式(3)との第 2 項をそれぞれpで微分して整理すると、 $E(U_j \mid X = z, U_D = p)$ を得る。式(2)と式(3)における左辺はデータから推定可能であるので、 $E(U_j \mid X = z, U_D = p)$ をxとpの関数として定式化すると、傾向スコアの変動を利用し、式(2)と式(3)の右辺を構成する項をそれぞれ推定できる。このように、 $E(Y_j \mid P(Z) = p, X = x)$ を D で条件付け、それぞれの式を構成する項を識別・推定するのが BMW のアプローチである。Dの値に応じて分析することから、BMW ではこの識別方法を Separate Estimation Approach と呼んでいる。例として、操作変数が二値であるときに線型 MTE を識別する場合を考える。 $E(U_1 \mid X = z, U_D = p)$ と $E(U_0 \mid X = z, U_D = p)$ はそれぞれ一つのパラメータで定式化され、式(2)と式(3)の第 2 項も同じパラメータで表すことができる。操作変数が二値であるときは、式(2)と式(3)における左辺のパラメータはそれぞれ二点でのみ観察されるが、関数を構成する未知パラメータもそれぞれ二つであるので、四つのパラメータすべてが識別される。

ここまでの議論は、BMW で定理 1 として下記の通りまとめられている。ただし、Nは傾向スコアが取る値の数 (二値変数の場合はN=2)、Lは $E(U_i \mid X=z,U_D=p)$ を構成するパラメー

 $<sup>^7</sup>$  MTE のセットアップには、個人が介入を受けるかどうかを選択する意思決定プロセスが不可欠である。そのため、ここで想定している経済実験は両側非承諾(Two-sided Noncompliance)を前提とする実験設計である。つまり、介入群に割り当てられた個人は介入を拒否できるし、統制群に割り当てられた個人は介入を受けることができる実験設計を想定している。

タの数(線型の場合はL=2)である。

定理 $1:(U_1,U_0,U_D)$ がXで条件付けたときにZと独立であるとき、以下の二点が成り立つ。

- (1)  $E(Y \mid P(Z) = p, X = x)$ を用いる場合、MTE は $L \le N 1$ のときのみ識別可能である。
- (2)  $E(Y_j \mid P(Z) = p, X = x, D = j)$ を用いるアプローチでは、MTE は $L \leq N$ のときのみ識別可能である。

定理 1 より、LIV では操作変数が二値のときに線型 MTE すら識別できないのに対し、BMW のアプローチでは、線型 MTE の識別が可能となる。しかし、BMW アプローチであっても、二次関数を仮定した MTE の識別はできない。

操作変数が離散的である場合に、より柔軟な関数型を持つ MTE を識別するため、BMW は  $E(Y_j \mid X = x, U_D = p)$ に関する仮定を加えている。そのときの識別条件が、定理 2 としてまとめられている。ただし、MはXが取る値の数を表す。

定理  $2:(U_1,U_0,U_D)$ はXで条件付けたときに Z と独立であるという仮定に加え、以下の加法分離性を仮定する。

$$E(Y_j \mid U_D, X = x) = \mu_j(x) + E(U_j \mid U_D), j \in \{0,1\}$$

このとき、以下の二点が成り立つ。

- (1)  $E(Y \mid P(Z) = p, X = x)$ を用いる場合、MTE は $L \le (N-2)M + 1$ のときのみ識別可能である。
- (2)  $E(Y_j \mid P(Z) = p, X = x, D = j)$ を用いるアプローチでは、MTE は $L \leq (N 1)M + 1$ のときのみ識別可能である。

上記の通り、 $E(Y_j \mid X = z, U_D = p)$ に加法分離性を仮定することで、BMW アプローチでは LIV よりも柔軟な MTE 関数を識別できる。例えば、操作変数が二値変数の場合 (N = 2) でも、 Xが十分な値をとるとき、BMW アプローチを用いることで、二次 MTE や三次 MTE が識別可能であることが分かる。

以上で紹介したアプローチを用い、BMW では、家庭内の子供の数(3 人以上かどうか)が子供の教育年数に与える効果を検証している。様々な関数型で MTE を推定したところ、MTE の関数型が U 字型であり、観察不可能な変数に関する異質性が存在することを示している。なお、BMW アプローチは、著者らが公開している MATLAB コードを用いることでも実装が可能である<sup>8</sup>。

#### 4 MTE の応用例

-

<sup>8</sup> https://www.journals.uchicago.edu/doi/suppl/10.1086/692712

本節では、MTE がどのように研究に応用されているのかを解説する。4.1 節では代表的な応用例の一つである Cornelissen et al. (2018)を詳しく解説し、4.2 節ではその他の代表的な研究を概観する。

#### 4.1 応用例: Cornelissen et al. (2018)

Cornelissen et al. (2018) における主な関心は、幼児を対象とした保育プログラムの政策評価である。先行研究において、このような保育プログラムが子供のアウトカムに与える効果にはコンセンサスがなかった。著者らは、介入効果の異質性がその原因ではないかという問題意識の下、MTE を推定することで政策効果の異質性を検証している。

Cornelissen et al. (2018) では、ポテンシャルアウトカムが下記の通り定式化される。

$$Y_i = X\beta_i + W\gamma + U_i, j \in \{0,1\}$$

Xは観察可能な変数であり、性別・年齢などを含む。Wは介入に影響されない変数(自治体ダミーなど)を表す。選択ルールは(1)式と同様に定義される。観察不可能な変数に関する仮定は BWM と同様であり、XとWとで条件付けたときに( $U_1, U_0, U_D$ )が Z と独立であるとしている。 著者らは操作変数として各自治体における幼児当たりの保育施設数を用いているが、傾向スコアのサポートを十分なものとするため、 $E(Y_j \mid X = x, U_D = p)$ に加法分離性を仮定している。以上の仮定により、MTE は次の通り与えられる。

$$MTE(x, p) = x(\beta_1 - \beta_0) + E(U_1 - U_0 \mid U_D = p)$$

MTE を推定する際は、LIV が用いられている。そこで、まず傾向スコアで条件づけたアウトカムの期待値を考える。

$$E(Y \mid P(Z) = p, X = x, W = w) = x\beta_0 + w\gamma + x(\beta_1 - \beta_0)p + \underbrace{E(U_1 - U_0 \mid p \ge U_D)p}_{K(p)}$$

第2節で紹介したように、上式をpで微分することで MTE を得ることができる。よって、pを推定した後 $^{10}$ 、K(p)を定式化することで、MTE を構成するパラメータを得ることができる。

<sup>9</sup> 我が国の保育プログラムが母親の就業に与える効果を MTE によって推定した研究として、Yamaguchi, Asai, and Kambayashi (2018)がある。

<sup>10</sup> Cornelissen et al. (2018) ではプロビットモデルによって傾向スコアを推定している。

Cornelissen et al. (2018) では $K(p) = \sum_{k=2}^{K} \alpha_k p^k$ という定式化を主に考えている。K = 2の場合は線形 MTE、K = 3の場合は二次 MTE となる。この定式化に加え、著者らはK(p)をセミパラメトリックに定式化した場合も考えている。

#### <図 2 MTE 関数>

様々な関数型を用いた場合の MTE の推定結果を図 2 に示す。ここでのアウトカムは、小学校への入学前年に行われるテストの結果に基づいて作成された、小学校への準備ができているかどうかを表すダミー変数である。なお、図 2 を作成する際は、共変量の平均値が用いられている。図 2 より、いずれの定式化でも右肩上がりの MTE が得られていることが分かる。つまり、観察不可能な変数に関して保育プログラムを受けづらい個人ほどその効果が大きい。著者らは観察不可能な変数に加え、観察可能な変数がもたらす介入効果の異質性にも着目している。特に、祖先が移民である場合、保育プログラムを受けにくい一方で、その効果が大きいことを示している。

以上の結果は、観察可能・観察不可能な変数に関して介入効果が大きい幼児は介入を受けにくいという逆選抜 (reverse selection) が生じていることを意味する。そこで著者らは、PRTE を推定することで、保育プログラムを受ける確率を高める政策の効果を予測している。 Cornelissen et al. (2018) で推定された PRTE の結果を表 1 に付す。

#### <表 1 政策関連介入効果(PRTE)>

表1では4つのシナリオが想定されている。シナリオ(1)と(2)では、傾向スコアが政策変化前の0.67から0.90に引き上げられた場合の政策効果が予測されている。これらの政策変化によって、アウトカムを16%以上高めることができる。しかし、これらのシナリオでは傾向スコアを高めるための具体的な方策が示されていない。そこでシナリオ(3)と(4)では、操作変数である「幼児当たりの保育施設数」の拡充を考える。これらのシナリオでも12%あるいは14%の効果が観察される。しかし、傾向スコアはわずかにしか改善されておらず(4~5%)、祖先が移民である子供に対しては何の変化ももたらさないという結果が得られている。以上の結果を踏まえ、保育施設の拡充の他にも傾向スコアを高める政策が必要である、と著者らは結論付けている。

#### 4.2 その他の応用例

Carneiro, Heckman, and Vytlacil (2010, 2011)では、大学への進学が賃金に与える効果を、パラメトリックあるいはセミパラメトリックな MTE を推定することで検証している。結果として右肩下がりの MTE が得られたため、観察不可能な変数に関して大学へ進学しやすい個人ほど、賃金への効果が高くなることを示している。さらに、弱いサポート条件下で政策変化の限界効

果を識別できる限界政策関連介入効果(MPRTE: Marginal Policy Relevant Treatment Effects) というパラメータを定義し、大学への進学を促す政策の限界的な効果を計測している。

政策介入がもたらす便益に加え、介入を受けるコストも政策上、重要である。コストに関する直接的な情報がない場合においても、MTE フレームワークを応用することで、コストを識別・推定する方法を提案している研究として Eisenhauer, Heckman, and Vytlacil (2015)がある。MTE が「介入を受けることと受けないこととが無差別である」個人の介入効果と解釈できることを思い出してほしい。つまり、このような個人にとっては、介入による便益と介入を受けるコストが等しいのである。Eisenhauer et al. (2015) はこの性質を利用し、介入を受けるコストを識別する方法を提案し、大学教育が賃金に与える効果と、大学教育を受けるコスト、そして総余剰を推定している。

MTE を政策効果の予測に用いた研究の一つとして、Kline and Walters (2016)がある。同研究では、アメリカ政府が助成する、低所得者などの環境不遇者を対象とした幼児教育プログラム (Head Start) の効果を検証している。著者らは、Head Start Impact Study と呼ばれるランダム化比較実験を利用して、プログラムがテストの点数へ与える効果を検証している。次に、著者らは政策を限界的に変化させた場合の費用便益分析を考えている。この計算を行う際の困難として、介入群に割り当てられた幼児、つまりプログラムを受けることができなかった幼児の多くが、別の幼児教育を受けていたことがある。この点を考慮して算出した限界的な財政支出の価値が、MTE に依存することを著者らは示している。

最後に、経済実験データを用いて介入効果の異質性を検証した Kowalski (2018)を紹介する。著者は乳房 X 線撮影が健康に与える負の側面 (過剰診断)を調べるため、1980 年代に行われた実験を利用した。同実験では、介入群に割り当てられた女性は X 線撮影を受ける機会が与えられた。ただし、介入群の女性は X 線撮影を受けなくても良いし、統制群の女性は X 線撮影を受けることができるため、両側非承諾の実験設計となっている。このような実験設計では、個人は 3 つのタイプに分類される。まず、どちらの群に割り当てられても必ず介入 (X 線撮影)を受ける個人で、Always Taker と呼ばれる。次のタイプは、どのような割当であれ絶対に介入を受けない個人であり、Never Taker と呼ばれる。最後に、介入群に割り当てられれば介入を受け、統制群に割り当てられれば介入を受けない Complier がある。Kowalski (2018)ではMTE フレームワークの下、 $U_D$ で条件付けたポテンシャルアウトカムの期待値に、 $U_D$ に関する単調性を仮定している。そうすることで、介入効果のバウンドを求め、これらのタイプ間で介入効果に異質性が存在するかどうかを検定する方法を提案している。その結果、Always Takerは Complier と比べると、過剰診断が少なくとも 3.5 倍多いことが示された。

#### 5 結論

本稿では、連載第 1 回目として、MTE を解説した。MTE は両側非承諾型 RCT 等から得られたデータを活用し、介入の選択を確率的に処理することで異質因果効果を推定する方法で

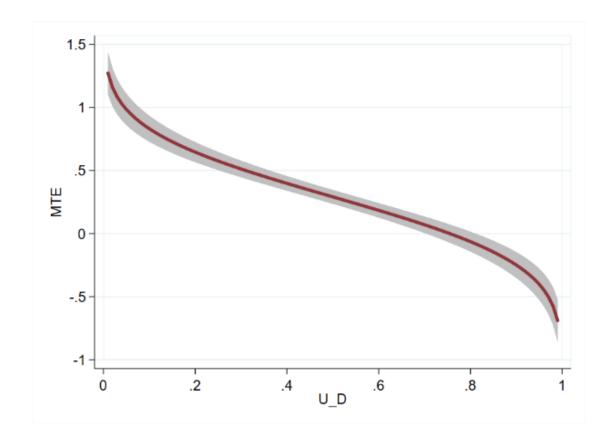
ある。そして、本稿では、MTE を活用した実証事例を幾つか紹介した。我々の研究チームも、MTE を用いて、ダイナミック・プライシングの節電効果を推定した。Wang, Ida, & Shimada (2020)は、アメリカ・ロスアラモスでダイナミック・プライシングにオプトインできる介入群とオプトアウトできる介入群を設け、両側非承諾型 RCT に見立てて MTE を推定した。Ito, Ida, & Tanaka (2020)は、横浜市でダイナミック・プライシングにオプトインできる介入群とオプトインすると報奨金をもらえる介入群を設け、両側非承諾型 RCT に見立てて MTE を推定した。このように、MTE は異質因果効果を推定する手法として、経済学の中で確かな立場を占めている。今後の研究の動向に注目したい。

#### 引用文献

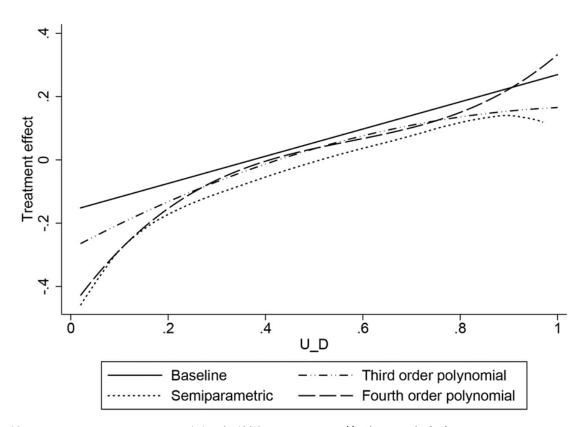
- [1] Brave, S., & Walstrum, T. (2014). Estimating marginal treatment effects using parametric and semiparametric methods. *The Stata Journal*, 14(1), 191-217.
- [2] Brinch, C. N., Mogstad, M., & Wiswall, M. (2017). Beyond LATE with a discrete instrument. *Journal of Political Economy*, 125(4), 985-1039.
- [3] Carneiro, P., Heckman, J. J., & Vytlacil, E. (2010). Evaluating marginal policy changes and the average effect of treatment for individuals at the margin. *Econometrica*, 78(1), 377-394.
- [4] Carneiro, P., Heckman, J. J., & Vytlacil, E. J. (2011). Estimating marginal returns to education. *American Economic Review*, 101(6), 2754-81.
- [5] Cornelissen, T., Dustmann, C., Raute, A., & Schönberg, U. (2018). Who benefits from universal child care? Estimating marginal returns to early child care attendance. *Journal of Political Economy*, 126(6), 2356-2409.
- [6] Eisenhauer, P., Heckman, J. J., & Vytlacil, E. (2015). The generalized Roy model and the cost-benefit analysis of social programs. *Journal of Political Economy*, 123(2), 413-443.
- [7] Heckman, J. J. (2010). Building bridges between structural and program evaluation approaches to evaluating policy. *Journal of Economic literature*, 48(2), 356-98.
- [8] Heckman, J. J., & Vytlacil, E. J. (1999). Local instrumental variables and latent variable models for identifying and bounding treatment effects. *Proceedings of the national Academy of Sciences*, 96(8), 4730-4734.
- [9] Heckman, J. J., & Vytlacil, E. (2001). Policy-relevant treatment effects. *American Economic Review*, 91(2), 107-111.
- [10] Heckman, J. J., & Vytlacil, E. (2005). Structural equations, treatment effects, and econometric policy evaluation 1. *Econometrica*, 73(3), 669-738.
- [11] Ito, K., Ida, T., & Tanaka, M. (2020). Selection on welfare gains: Experimental evidence from electricity plan choice," mimeo.
- [12] Kline, P., & Walters, C. R. (2016). Evaluating public programs with close substitutes: The

- case of Head Start. The Quarterly Journal of Economics, 131(4), 1795-1848.
- [13] Kowalski, A. E. (2018). *Behavior within a clinical trial and implications for mammography guidelines* (No. w25049). National Bureau of Economic Research.
- [14] Mogstad, M., Santos, A., & Torgovitsky, A. (2018). Using instrumental variables for inference about policy relevant treatment parameters. *Econometrica*, 86(5), 1589-1619.
- [15] Shea, J. & Torgovitsky, A. (2020). Package 'ivmte'.
- [16] Wang, W., Ida, T. & Shimada, H. (2020). Default effect versus active decision: Evidence from a field experiment in Los Alamos. *European Economic Review* (forthcoming).
- [17] Yamaguchi, S., Asai, Y., & Kambayashi, R. (2018). Effects of subsidized childcare on mothers' labor supply under a rationing mechanism. *Labour Economics*, 55, 1-17.
- [18] Zhou, X., & Zhou, M. X. (2020). Package 'localIV'.

# 図1 MTE の推定例



## 図 2 MTE 関数



注: Cornelissen et al. (2018)の図 5 を引用。Baseline は線形 MTE を表す。

表 1 政策関連介入効果 (PRTE)

		傾向スコア	
シナリオ	PRTE	変化前	変化後
(1) 傾向スコアに 0.275 を足して 0.9 に引き上げる	0.160*	0.67	0.90
(2) 傾向スコアを 1.5 倍し 0.9 に引き上げる	0.165*	0.67	0.90
(3) 幼児あたりの保育施設数を1以上に引き上げる	0.123	0.67	0.71
(4) 幼児当たりの保育施設数に 0.4 を足す	0.141*	0.67	0.72

注: Cornelissen et al. (2018)の表 9 より作成。\*は統計学的に 10%水準で有意であることを示す。