

## 処置効果概要 【 評価版 】

本 whitepaper では処置効果 (treatment effects) という機能全般に関する概要を説明します。

1. はじめに
2. 処置効果とは
3. 処置効果の推定
  - 3.1 回帰調整
  - 3.2 逆確率加重
  - 3.3 二重にロバストな推定法
  - 3.4 マッチング
4. 注意事項

## 1. はじめに

今、ある処置を受けた被験者とそうでない被験者から構成される標本を観察したとします。応用事例において“被験者 (subjects)”は人間である場合がほとんどです。一方、“処置 (treatment)”という言葉は新薬の投与とか外科的治療といった医療的な処置を意味することもあれば、教育プログラムへの参画等を意味することもあります。しかし被験者が常に個人/個体を意味するとは限りません。例えば地方自治体が被験者として扱われるような事例も考えられます。

標本を観察することによって知りたいことはその処置がアウトカム  $Y$  に対して効果を及ぼしたかどうかという点です。アウトカムというのは既存のスタチン (statin)、または新たな試薬を投与された患者のコレステロールレベルであることもあれば、職業訓練プログラムに参加した人としなかった人の賃金である場合もあります。理想を言えば、ある被験者に対して処置が施されたときの  $Y$  ( $Y_1$  と書くことにします) と、同じ被験者に処置が施されなかったときの  $Y$  ( $Y_0$  と書くことにします) を観測したいわけです。その場合、処置の有り無しのみが違いとなるよう十分注意して観測を行う必要があります。  $Y_1$  と  $Y_0$  の差をデータセット中のすべての被験者について計算し、その平均値を求めてやれば、処置の平均的なインパクトに関する 1 つの尺度を得ることができます。

しかし残念なことにこのような理想的な実験データはほとんど存在しません。なぜなら特定の被験者について、処置を施したときと施さなかったときの双方を観察することができないからです。例えば出生時体重がアウトカムであり、母親が妊娠中に喫煙していたことが処置であるとした場合、母親が喫煙したときとしなかったときの双方のケースについてその子の出生時体重を知ることは不可能なわけです。

この問題についての伝統的な解決法は処置をランダムイズすることです。しかし費用が高くつくとか倫理上の理由によってこのアプローチが取れないのが普通です。実際、ランダムに選択した妊娠女性に対して喫煙を依頼することなどできないでしょう。

観測データの最大の特徴は処置に関する状態がランダムイズされてはいないという点にあります。それはアウトカムと処置とが独立とは言えないことを示唆するものでもあります。teffects コマンドによって実装されている推定法の目標とするところは、共変量を利用することによって処置とアウトカムとを独立にすることです。なお、より技術的な記述が必要な方のために [TE] teffects intro advanced (*mwp-236*) というエントリーも別に用意されています。

## 2. 処置効果とは

評価版では割愛しています。

## 3. 処置効果の推定

処置を受けた被験者と受けていない被験者に関する標本平均の差を取っただけでは ATE を推定することはできません。なぜなら潜在的アウトカムと処置に関係した共変量が存在するからです。teffects によって実装されている推定法を使用するためにはこれらの共変量を余すところなく指定する必要があります。それはこれらの共変量に対する条件付けを行った後の段階では、処置に対し残存するいかなる影響も潜在的アウトカムとは無関係であるようにするためです。teffects ではそれを達成するために次に示すようないくつかの推定法を実装しています。

- 回帰調整 (RA: regression adjustment)
- 逆確率加重 (IPW: inverse-probability weighting)
- RA と IPW の要素を組み合わせた“二重にロバストな”手法 (doubly robust methods)
- マッチング法 (matching methods)

ここでは概要のみを紹介しますが、より詳細については [TE] teffects intro advanced (*mwp-236*) をご参照ください。

### 3.1 回帰調整

RA 法は標本平均を用いて処置効果を推定するという考え方に基づくものですが、その際、回帰モデルによって潜在的アウトカムを予測するという拡張が施されています。ここでの用例においては線形回帰を使用しますが、`teffects ra` コマンドではロジスティック回帰やプロビット回帰、ポアソン回帰の使用も可能です。詳細については [TE] `teffects ra (mwp-217)` をご参照ください。

ここでは Example データセット `bweightex.dta` をベースに RA 法による推定例を紹介します。このデータセット中には 60 人の妊婦に関するデータが記録されています。そのうちの一部の女性は妊娠中も喫煙慣行を維持していたことがわかっています。アウトカム変数は出生児の体重であり、分析の目標とするところは妊娠中の喫煙が出生児の体重に影響を及ぼしたかどうかという点にあります。データセット中にはその他の変数も含まれていますが、それらについては追って参照することにします。

図 3 は出生時体重と喫煙慣行との関係を母親の年齢の関数として図示したものです。

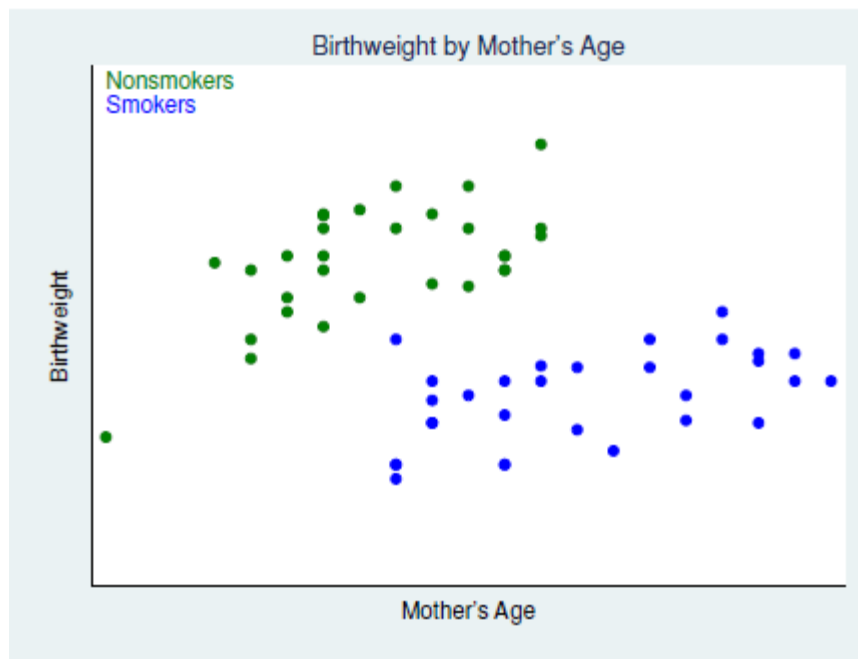


図 3 出生時体重と喫煙の関係

喫煙者は非喫煙者に比べ年齢が高い傾向にあり、また出生時体重が喫煙慣行に依存していることがわかります。従って出生時体重の標本平均の差では真の ATE (平均処置効果) を推定したことはありません。

今回もセクション 2 のときと同様の問題があります。すなわち反事実の出生時体重は観測できないということです。しかし仮にそれが観測できたとしましょう。

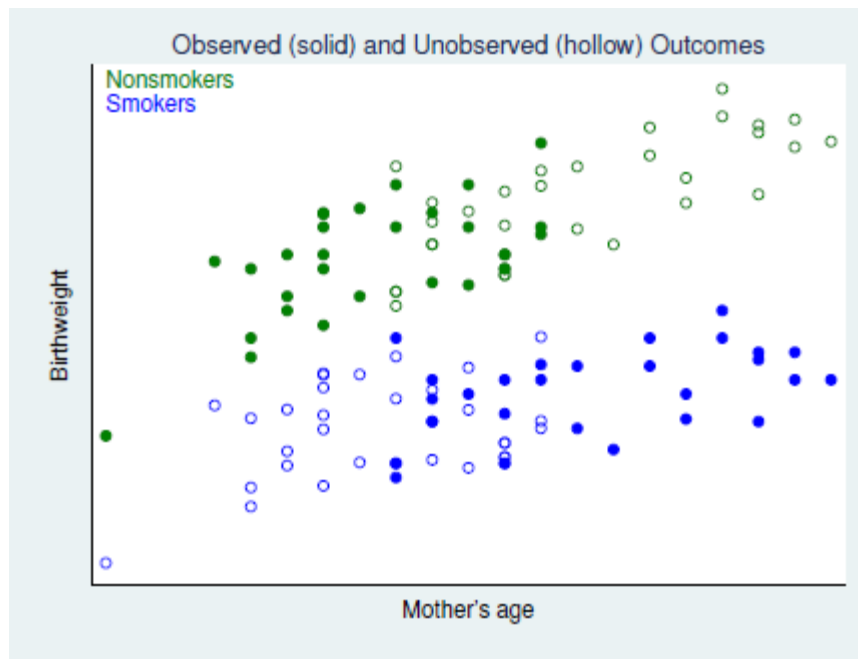


図 4 想定される出生時体重

図 4 において塗りつぶした点は実際に観測された点を表します。緑の点は非喫煙者に、青の点は喫煙者に対応しています。一方、中空の点は反事実的な出生時体重を表しています。青の中空の点はより若いタバコを吸わない母親が仮に妊娠中に喫煙していたとしたときに想定されるデータを示しています。同様に緑の中空の点はより年配のタバコを吸う母親が仮に妊娠中に喫煙していなかったとしたときに想定されるデータを示しています。

この図 4 にはそれぞれの母親についての潜在的アウトカムをどう推定したら良いかが示唆されています。次の図は出生時体重と母親の年齢の関係を示す回帰直線を喫煙者の場合と非喫煙者の場合についてプロットしたものです。ただし実際に観測されたデータ点のみに基づき直線のフィットが行われている点に注意してください。

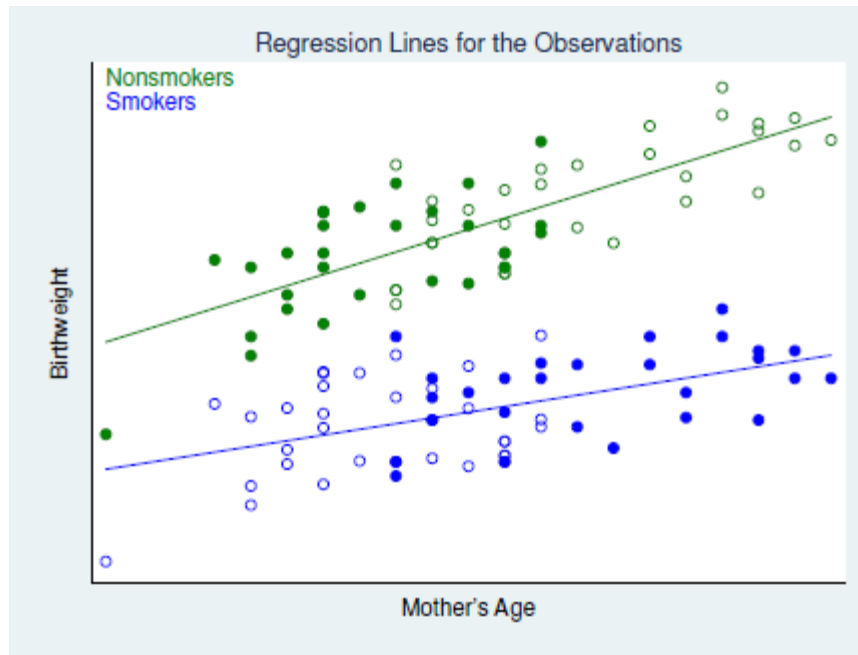


図5 直線のフィット

図5はRA法の背景にある原理を示しています。母親が喫煙しなかったとするなら緑の回帰直線を使って出生時体重の予測が行え、逆に母親が喫煙していたとするなら青の回帰直線を使って出生時体重の予測が行えるわけです。特定の年齢の母親に対する喫煙による処置効果は緑と青の回帰直線間の垂直方向の隔たりで表されるわけです。

セクション2で述べた3つのパラメータの推定は簡単に行えます。それぞれの母親について2つの値を求めることができます。すなわち喫煙しなかったときの出生時体重予測値  $bw_0$  と喫煙したときの予測値  $bw_1$  です。これらの変数値の平均がそれぞれ処置を施さなかったときのPOM、処置を施したときのPOMとなります。ATEは差  $(bw_1 - bw_0)$  の標本平均で与えられます。またATEは妊娠中に実際に喫煙していた母親のみを対象に計算されたその差の標本平均ということになります。

青と緑の直線が異なった傾きを持っていたとしても、喫煙者と非喫煙者の平均年齢が等しかった場合には、出生時体重の標本平均の差はATEに対する推定値となります。

図5からはもう1つの問題が浮かび上がってきます。回帰分析に精通した人であれば出生時体重を母親の喫煙慣行と年齢とでモデル化することによって喫煙による影響を推定したくなるでしょう。図5の場合、2本の回帰直線は異なる傾きを持っています。すなわち出生時体重に対する年齢の効果は喫煙者の場合と非喫煙者の場合とは異なるわけです。従って回帰分析においては喫煙慣行と年齢の交互作用項を含めることになります。RA法は喫煙者と非喫煙者に対し別個の回帰直線をフィットさせるので、このような異なる効果についても対処できます。

### 3.2 逆確率加重

評価版では割愛しています。

### 3.3 二重にロバストな推定法

評価版では割愛しています。

### 3.4 マッチング

評価版では割愛しています。

## 4. 注意事項

評価版では割愛しています。

