

## Intro - 因果推論/処置効果推定入門 【 評価版 】

本 whitepaper では因果推論と処置効果推定の考え方について紹介します。因果推論の詳細については Imbens and Rubin (2015), Robins and Greenland (1992), Hernán and Robins (2020), and Pearl (2009) を参照ください。

1. 因果関係と相関関係
2. 因果推論のワークフロー
3. 潜在的アウトカムフレームワーク
  - 3.1 処置効果エスティマンド
  - 3.2 前提条件
  - 3.3 前提条件の緩和
4. 因果ダイアグラム
5. 識別の重要性

Example 1

Example 2

## 1. 因果関係と相関関係

因果推論 (causal inference) の議論を始めるに当たっては、因果関係 (causation) と相関関係 (association) の違いについて認識しておく必要があります。因果関係に関する問いというのは、制御下にある 1 つの変数を変化させたときのアウトカムの変化、あるいは関心対象の変数が変化しなかったとしたときにアウトカムに何が起るかを探求するものと言えます。具体例としては次のような設問をあげることができます。

- 処置を受けることによって疾病は治癒するのか？
- FRB が金利を上げなかったとするならインフレ率はどうなっていたか？
- 喫煙は胎児の成長を妨げるのか？
- 最低賃金の引き上げによって失業率は減少するのか？

これに対し相関関係に関する問いは観測されたデータ中のパターンを問うものです。具体例としては次のような設問をあげることができます。

- 処置を施された患者と施されなかった患者とでは治癒率にどのような違いが見られるか？
- 金利とインフレの間に相関は見られるのか？
- 喫煙していた母親の胎児とそうでない母親の胎児とで平均出生体重に差は認められるか？
- 最低賃金を引き上げた州とそうでない州との間での失業率の差はどれくらいか？

因果関係に関する問いは介入 (intervention) があつたときに何が起きかを問うもので、ある変数が変化したときと変化しなかったときのシナリオを想像するものとも言えます。これに対し相関関係に関する問いは介入を伴わない状態でのパターンの違いを問うているに過ぎません。

因果推論について考察を行う上で、ここでは Statanium という名のソフトウェア企業で行われた調査 — 開発者が取得した休暇の回数と彼らの生産性との関係 — を例に取って話を進めることにします。会社としては休暇の取得回数が生産性に影響を及ぼしているかどうかを見極めたいわけです。そこで Statanium のユーザでもある因果推論の専門家が助言役として雇われました。会社が関心を持っているのは因果関係に関するものです。なぜなら休暇回数を増やしたときの生産性と現状のまま（休暇回数以外の要因も含む）のときの生産性とを比較したいわけですから。この2つの生産性の間に違いがあれば、休暇回数の増加という作用が因果的な効果を有すると判断できるわけです。なお、因果推論の文献においては、休暇回数の増加というアクションは処置 (treatment) または介入 (intervention) と呼ばれることになります。

休暇回数と生産性との相関関係 (association) であれば種々の統計的手法を用いて推定を行うことができます。しかしここでは因果的効果 (causal effect) の推定に関心があるわけです。“Association is not causation” という良く知られた表現に見られるように、因果的なものは相関関係の一部でしかなく、また全く含まれていないかも知れません。因果推論にとっての難題は純粋に associative な関係性を特定し、それを除去することです。ここでの例についての因果推論を行うためには、休暇回数を増やし、生産性に影響を及ぼし得る他のすべての要因を現状のままとしたときの仮説的なシナリオを構成したいわけです。それができれば休暇回数の増加に伴う因果的効果の大きさを決定できます。

因果的効果の推定には、それが可能な場合、ランダム化された実験 (randomized experiments) 手法がよく用いられます。なぜなら処置（休暇の回数）が実験者によって制御できるからです。この場合、処置の割当てはランダムに行われ、アウトカムを規定するかも知れないその他の要因とは無関係であることが保証されるわけです。この点を因果関係ダイアグラム (causal diagrams) として表現したものが図1です。この図において  $T$  は処置を、 $Y$  はアウトカム（生産性）を、 $X$  はその他すべての要因を意味します。 $X$  と  $T$  の間に矢印がないことは  $X$  が  $T$  に影響を及ぼすものではないことを表しています。

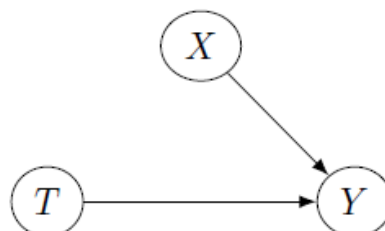


図 1

しかしランダム化された実験は常に可能というわけではないので、その場合には因果的効果を観測型のデータから推し量ることになります。観測型データの場合、実験者は処置の割当てに関与できないため、観測された世界と仮想的な世界とでその他すべての要因が同一に保たれているという前提が成り立たなくなります。これは処置とアウトカム双方に作用する交絡因子（例えばジョブ満足度）の存在によるものです（図 2 参照）。

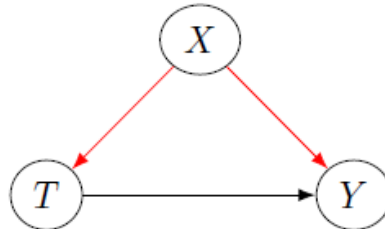


図 2

この場合、 $T, Y$  間での計測された association の中には  $T \rightarrow Y$  という因果関係を示すパスの他に、 $T \leftarrow X \rightarrow Y$  という association を示すパスも含まれることになります。因果的効果を識別し因果推論を行うには、赤色のパスで示される結び付き（association）による効果を排除してやる必要があります。

図 3 はソフトウェア開発者の生産性を休暇取得回数の関数としてプロットしたものです。

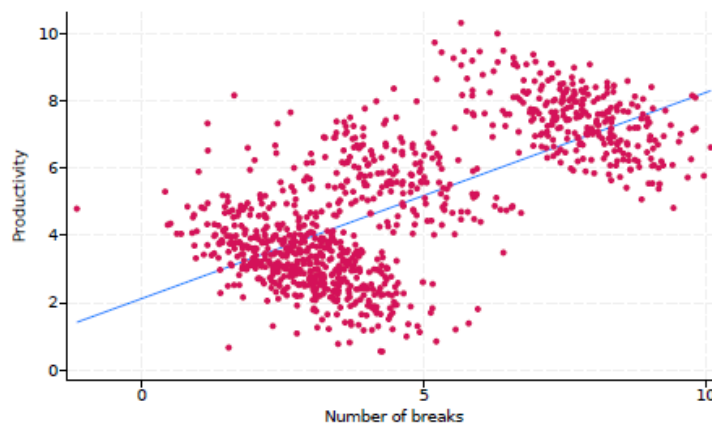


図 3

この図には休暇取得回数と生産性の間に正の相関が存在すること — より多くの休暇を取ればより高い生産性をもたらされること — が示されています。問題はこの関係性を因果的なものととらえて良いのかどうか、Statanium 社としては開発者に対しより多くの休暇を取るよう動機付けして良いのかどうかという点です。モデルが図 1 のようなものであればそれは正しい結論と言えるでしょう。しかし因果推論の専門家としては業務量とかジョブ満足度等の交絡因子の存在（図 2 参照）を疑ってみる必要があると確信しているわけです。そこでジョブ満足度の効果を考慮に入れるべく、そのレベル — 不満足（オレンジ）、満足（赤）、大変満足（黄） — ごとに休暇取得回数と生産性のプロットを行ってみることにしました。図 4 がそのグラフです。

ジョブ満足度を考慮に入れた場合、休暇取得回数の生産性に対する効果は正から負に転じることが示されています。全般的な効果は正に見えても、交絡因子について調整を行うと効果の符号が反転するという現象は、Simpson のパラドックスとして知られています。

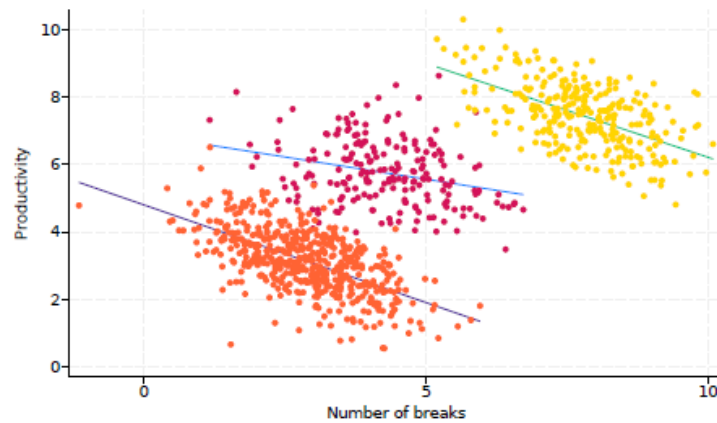


図 4

この例からもわかるように、因果関係の推定は慎重に行う必要があります。

## 2. 因果推論のワークフロー

評価版では割愛しています。

## 3. 潜在的アウトカムフレームワーク

評価版では割愛しています。

### 3.1 処置効果エスティマンド

評価版では割愛しています。

### 3.2 前提条件

評価版では割愛しています。

### 3.3 前提条件の緩和

評価版では割愛しています。

## 4. 因果ダイアグラム

評価版では割愛しています。

## 5. 識別の重要性

評価版では割愛しています。

### ▷ Example 1

評価版では割愛しています。

### ▷ Example 2

評価版では割愛しています。

