

<https://goo.gl/tYmyZL>

KYOTO UNIVERSITY

## 統計的モデリング基礎⑨ ～準実験～

鹿島久嗣  
(情報学科 計算機科学コース)

DEPARTMENT OF INTELLIGENCE SCIENCE  
AND TECHNOLOGY

### 今回の話題： 因果推論

- 準実験：データから因果を導くにはどうしたらよいか
  - 回帰不連続デザイン
  - 層別解析／回帰モデル
  - マッチング／傾向スコア
  - 差の差 (DID) 法

## ランダム化試験 (RCT) : 因果関係を導く方法

- ランダム化試験 (RCT) :
  - 因果関係を導くことができる
  - 介入群と対照群を「ランダムに」割り付け、結果を比較する
  - 原因変数に影響を受けない変数の分布が同じになる
- RCTをいつでもできるわけではない
  - そもそもできない (倫理的にできないなど)
  - できたとしても完全にランダムな割り付けを実行できない
    - ◆ 案内を出しても実行しないなど

3

KYOTO UNIVERSITY

## 準実験 : データから因果関係を導く方法

- 準実験 : すでにあるデータから因果関係を導きたい
  - あたかもランダムな割り付けが行われたかのような状況を作り出す
  - 交絡因子を固定する
  - 反実仮想を疑似的に作り出す
- 準実験の方法 :
  - 回帰不連続デザイン
  - 層別解析 / 回帰モデル
  - マッチング / 傾向スコア
  - 差の差 (DID) 法

4

KYOTO UNIVERSITY

## 回帰不連続デザイン： 割り付けの境界線に注目する

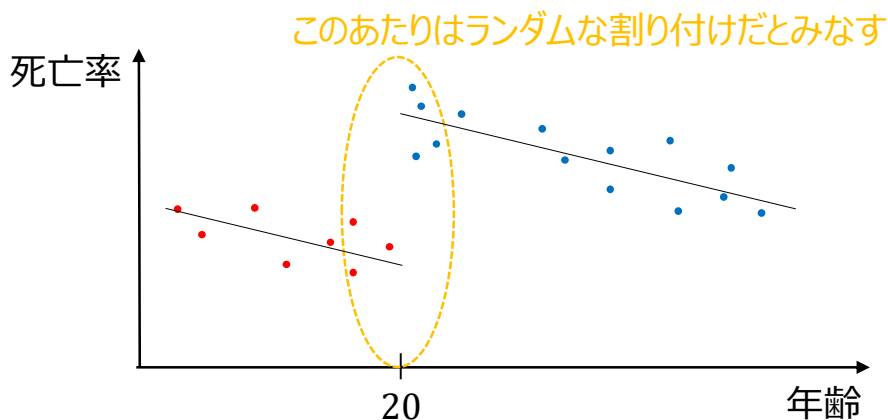
- 例：飲酒は体に悪いか？（飲酒で死亡率が増加する？）
  - ランダムに飲酒グループと禁酒グループを割り付けられない...
- 年齢別死亡率データから因果関係を導けないか？
- あたかもランダムに割り付けられた状況を見つける
- 日本では20歳以上が飲酒可能なので、20歳以上が飲酒グループ（介入群）、20歳未満が禁酒グループ（対照群）
  - これでは恣意的な割り付けになるので、一見ダメそう
  - 19歳から20歳になる瞬間で介入と対照が一気に切り替わる → この周辺の人にはランダム割り付けとみなしてよいのでは？

5

KYOTO UNIVERSITY

## 回帰不連続デザインの考え方： 割り付けの境界付近データではRCTが行われたとみなす

- 境界付近では、割り付けがランダムに行われていると仮定する
  - 割り付け以外の変数の分布が同じ



6

KYOTO UNIVERSITY

## 回帰モデルによる回帰不連続デザイン： 割り付けを表すダミー変数を導入

- 回帰不連続デザインを回帰モデルで実現する
- 割り付けを表すダミー変数（割り付けの閾値 $\tau$ ）を導入：

$$D = \begin{cases} 1 & (x \geq \tau) \\ 0 & (x < \tau) \end{cases}$$

- 回帰モデル：

$$Y = \beta X + \alpha + \gamma D$$

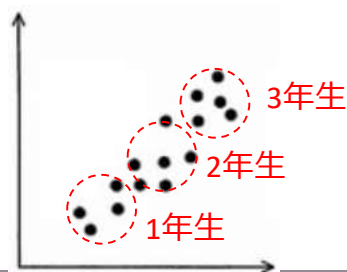
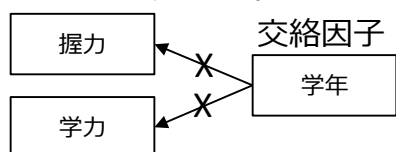
- $\gamma$ ：介入効果をあらわす（介入によるジャンプ）

## 回帰不連続デザインの限界： いくつかの仮定が必要

- 回帰不連続デザインの仮定：
  1. 割り付けルールが適用されない場合、ジャンプはないこと
    - ◆ 確認できる場合とできない場合がある
  2. 他の変数に同様のジャンプがないこと
    - ◆ 他の変数が原因になっている？
  3. 割り付けを自分でコントロールできない

## 層別分析： 交絡因子を固定して効果をみる

- 結果変数の変化は、原因変数の変化によるものか、交絡因子の変化によるものか？
- 握力と学力のケースでは、学年が交絡因子だった
  - 交絡因子を固定すれば、握力と学力は独立になるはず
- 層別解析：交絡因子を固定することによって、交絡因子の影響を除く
  - 学年ごとにデータを分けて相関をみる

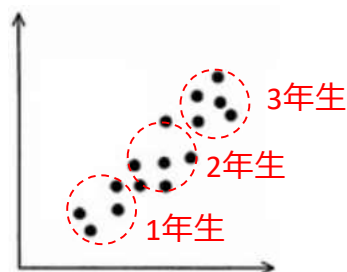


9

KYOTO UNIVERSITY

## 回帰モデルの利用： 交絡因子を説明変数に組み込む

- 回帰モデルの中に交絡因子を取り込む：  
テストの点 =  $w_1 \times \text{握力} + w_2 \times \text{学年}$ 
  - $w_1$ が交絡因子（学年）の効果をとり除いた握力の効果になる
  - $w_2$ は交絡因子（学年）の効果を吸収する
- 前提：
  - 交絡因子の「あたり」がついている
  - 線形回帰モデルが成り立っている



10

KYOTO UNIVERSITY

## 反実仮想：

### 反実仮想がわかれば因果効果が測れる（が不可能）

- 全く同じ状況で「介入を受けた場合」と「介入を受けなかった場合」の違いを介入の因果効果として定義した
- 反実仮想：「実際には起こらなかったが、もし起こっていたら...」
  - 実際には薬を飲んで風邪が治ったが、もし飲まなかったとしたら...
    - ◆ 治った⇒薬の効果は関係ない（因果関係なし）
    - ◆ 治らなかった⇒薬が効いた（因果関係あり）
- ただし、反実仮想は実現されない
  - 「あちら側」の世界の出来事

## マッチング：

### 反実仮想の仮想的実現

- データの中から反実仮想ペアを見つける
  - (20代, 男性, 京都在住, 介入あり)と(20代, 男性, 京都在住, 介入なし)は互いに反実仮想とみなせる
  - これらの結果の差は因果効果とみなしてよいのでは...？
- マッチング：あるデータに対して原因変数以外の（交絡因子を含む）変数がすべて一致しているほかのデータを見つけペアにする
  - 実現されない反実仮想を仮想的に実現する
    - (20代, 男性, 京都市在住, 介入あり) → 成績向上
    - ⇕
    - (20代, 男性, 京都市在住, 介入なし) → 成績停滞

因果効果

## 反実仮想ペアの発見： 実際には近いペアで代用することも

- 実際には「全変数の値が一致」しているペアを見つけるのは困難
- 代わりに「概ね一致」しているペアを見つける  
(20歳, 男性, 京都市左京区在住, 介入あり)  
⇕  
(21歳, 男性, 京都市上京区在住, 介入なし)
- 2つのデータ  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D)^\top$ ,  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_D)^\top$  の距離
  - $D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = |x_1 - y_1| + \dots + |x_D - y_D|$  (絶対距離)
  - $D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_D - y_D)^2}$  (ユークリッド距離)
  - $D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{y})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{y})}$  (マハラノビス距離)
    - ◆ 標準偏差で割って正規化するなども

13

KYOTO UNIVERSITY

## 傾向スコア： 層別分析／マッチングの「次元の呪い」問題を解決する

- 次元の呪い：変数が多いと層別分析／マッチングが困難になる
  - 最新医療の導入と死亡率の間の因果関係
  - 患者の難病度合いのほか、年齢、病院に機器があるか、など
- 傾向スコア  $\Pr[X = T | Z]$ ：介入群への割付け確率
  - $Z$ ：原因変数・結果変数以外の変数（マッチングに使う変数）
  - たとえばロジスティック回帰モデル：

$$P(X = T | Z = \mathbf{z}, \mathbf{w}) = \frac{1}{1 + \exp(-\mathbf{w}^\top \mathbf{z})} = \sigma(\mathbf{w}^\top \mathbf{z})$$

- 多変数を1次元（傾向スコア）に縮約するイメージ

14

KYOTO UNIVERSITY

## 傾向スコアの使い方： マッチングや重みづけに利用

- 傾向スコア  $\Pr[X = T | Z]$ （割付け確率）をどう使うか？
- $\Pr[X = T | Z] = 1/2$ であるデータは、どちらに割り付けられるかが50:50、つまりランダム化試験とみなしてよいのでは？
- 傾向スコア（1次元）をマッチングに用いる：  
 $\Pr[X_i = T | Z_i] \approx \Pr[X_j = C | Z_j]$ となる2つのデータ*i*と*j*があったとすると、割り付けの観点からはこれらの区別がつかない
- あるいは、逆確率重みづけ：傾向スコアの逆数で重みつけて推定

$$E[Y^T] = \sum_{\{i|X_i=T\}} \frac{Y_i}{\Pr[X_i=T|Z_i]}, E[Y^C] = \sum_{\{i|X_i=C\}} \frac{Y_i}{1-\Pr[X_i=T|Z_i]}$$

## 傾向スコアの使い方： マッチングの例

- 傾向スコア（1次元）をマッチングに用いる
- 例：介入（最新医療適用）を説明するモデルを推定：  
 $\Pr[X = \text{適用} | Z = (\text{患者は難病か}, \text{年齢}, \text{機器の有無})]$ 
  - $\Pr[\text{最新医療を適用}]$ をマッチングの変数として利用する  
（一次元なのでマッチングが行いやすい）
  - $\Pr[X_i = \text{適用} | Z_i] \approx \Pr[X_j = \text{不適用} | Z_j]$ となる2つのデータ*i*と*j*をマッチングする
    - ◆ （ほぼ）同じ割り付け確率をもちながら、実際に介入された人とされなかった人を比較する



## パネルデータ： 介入前後でデータがある場合

- パネルデータ = クロスセクションデータ + 時系列データ
  - クロスセクションデータ：ある時点において、複数の項目を集めたデータ
  - 時系列データ：ひとつの項目を複数時点集めたデータ

	2014	2015	2016	2017
売り上げ	100	200	300	200
気温	29°C	33°C	35°C	31°C

時系列データ

クロスセクションデータ

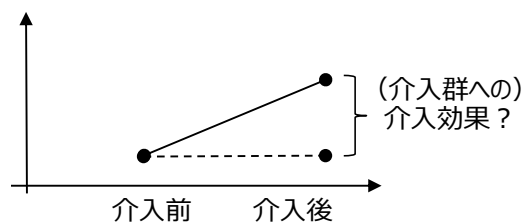
- 因果推論の文脈では介入前後のデータがある場合を指す

17

KYOTO UNIVERSITY

## パネルデータからの因果推論： 介入前後のデータ差から効果を測るのは難しい

- あるグループに対して、介入前後のデータが得られたとする
- 介入前後の差は介入効果といってよいか？
- 「介入しなかった場合には変化がない」という仮定の下ではこれは正しい
- そうでない場合には成り立たない

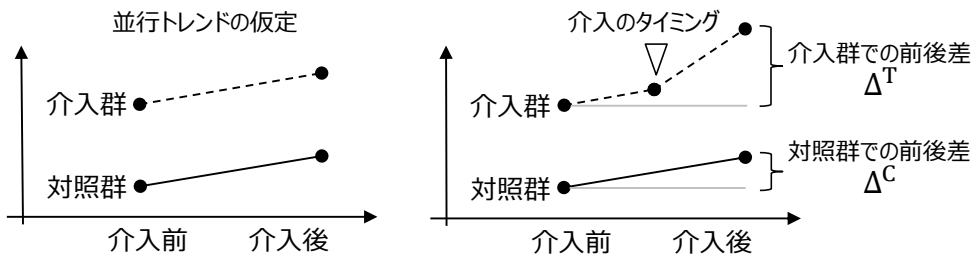


18

KYOTO UNIVERSITY

## 差の差 (DID) 法： 並行トレンドを仮定し介入前後のデータから効果を測る

- 並行トレンドの仮定：介入に効果がない場合、介入群と対照群は同じように変化する
- 介入効果があるなら、介入タイミング後に結果が改善する
- 介入効果： $\Delta^T - \Delta^C$ （介入群・対照群それぞれの前後差の差）



19

KYOTO UNIVERSITY

## 差の差 (DID) 法： 回帰モデルによる実現

- 回帰モデル： $Y = \alpha D + \beta T + \gamma DT$ 
  - $D \in \{0,1\}$ ：介入の有無
  - $T \in \{0,1\}$ ：介入の前後
  - $\gamma$ ：介入効果
- 仮定：
  - 並行トレンド仮定
  - 共通ショック仮定：
    - ◆ 介入前後に、結果に影響を与える他のイベントが起こっていない
    - ◆ 起こったとしたら、その効果は両群において同じである

20

KYOTO UNIVERSITY

## 今回の話題： 因果推論

- 相関関係と因果関係は異なるという話：相関 $\neq$ 因果
- ランダム化試験（RCT）：因果関係を導く最も正しいやり方
- 準試験：データから因果を導くにはどうしたらよいか
  - 交絡因子が観測できる場合：層別解析、回帰モデル、マッチング、傾向スコア
  - できない場合：差の差（パネルデータを前提）、回帰不連続デザイン（割り付けが境界線付近でランダムとみなせる必要）