

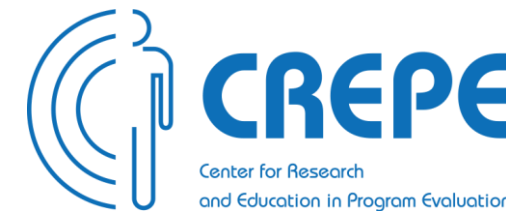
自然実験がもたらした 実証経済学の変革

公共政策大学院・大学院経済学研究科 教授
政策評価研究教育ンセンターセンター長
川口大司

因果関係の識別と政策評価

- 世の中で議論されている政策
 - Giga School構想
 - 最低賃金
 - 働き方改革と残業規制
- 予算措置を伴う政策と規制など予算措置を伴わない政策

生活保護受給者に対する就労支援の評価



- 例：生活保護受給者に対する就労支援
 - 政策手段：職業紹介・就職活動の指導・生活指導の実施
 - 政策目標：再就職の促進
- 比較するという観点
 - 生活保護受給者に対する就労支援を受けたものと受けなかったものを比較
 - 就労支援への参加をT（参加した場合に1を取りしない場合に0を取る変数）とし、1年後の就業をY（就業している場合に1を取りしていない場合に0を取る変数）とする
 - Tに違いがなければTからYへの影響を見ることはできない
 - 起こりがちな間違い
 - 就労支援の参加者だけを詳細に調べる

比較の視点を失うと・・・

- 「就労支援を受けた人の95％は1年後に再就職しています。就労支援には再就職を促進する効果があります。」
- 「交通事故を起こした車の95％は速度違反を起こしています。最高速度を守って交通事故を起こさないようにしましょう。」
- これらの言明の問題点は？

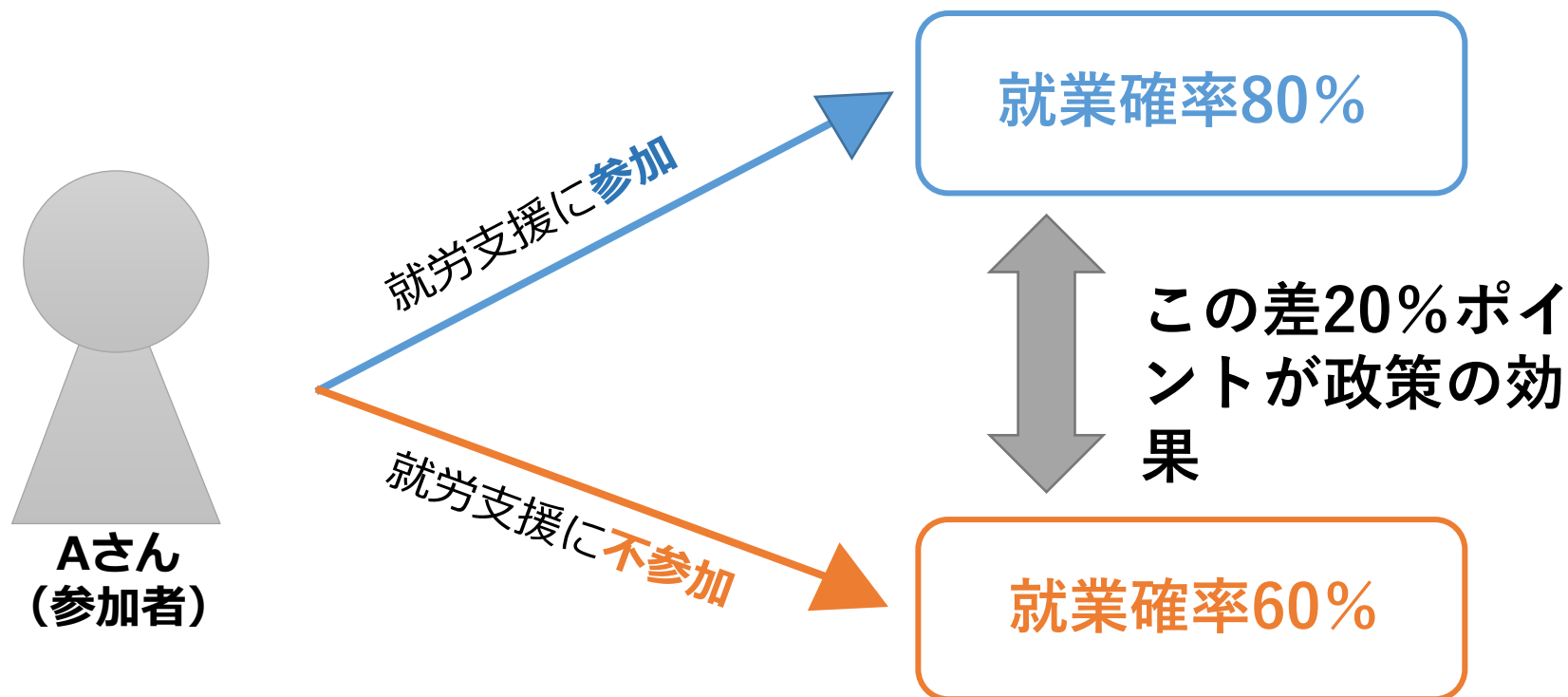
比較の実行

- 比較が重要なのはよくわかった
- しかし、まったく別のものを比較してしまっては政策の効果はわからない
- できるだけ似ているものを比較したい
- 例：北朝鮮と韓国



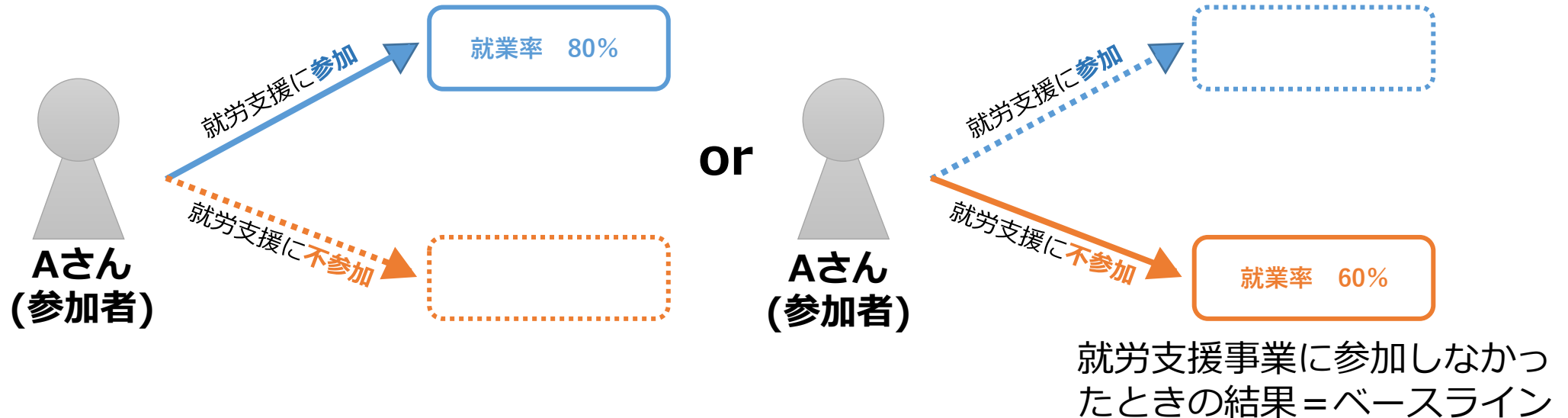
反実仮想(counter factual)という考え方

- 就労支援事業に参加した時の、生活保護受給者の就業への効果が知りたい



反実仮想の不可能性

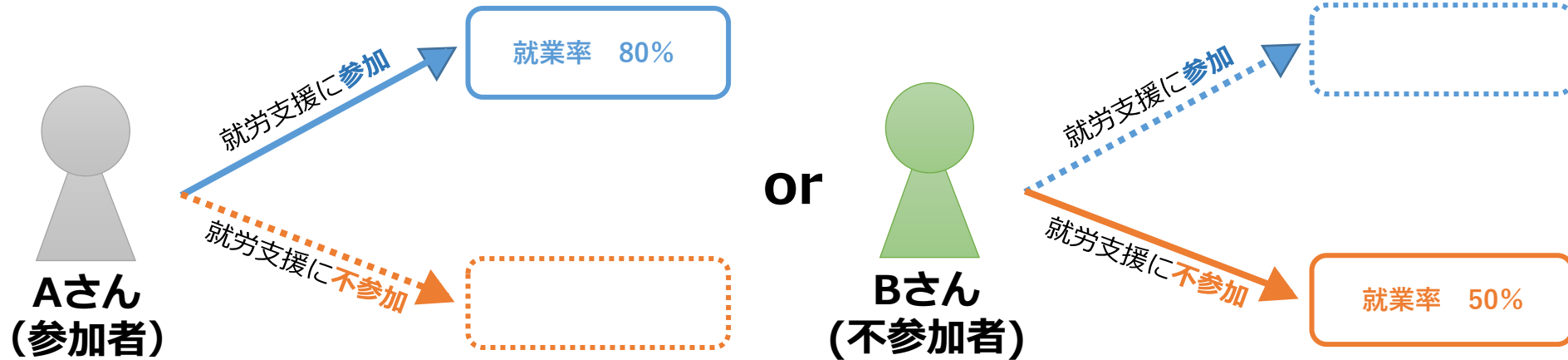
- ある人が、就労支援事業に参加した時の結果と、参加しなかった時の結果が必要
- →実際には、参加か不参加の一方しか観察されない



- こうした場合、どのようにして政策評価を行う？
- →Aさんの反実仮想的な結果を持つような人を探す

個人間比較

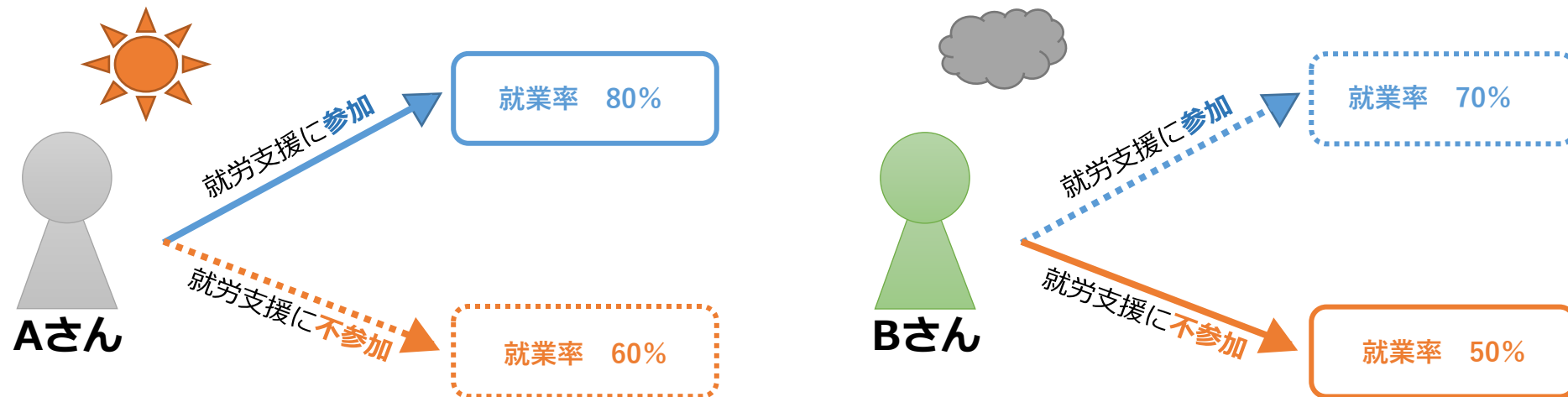
- 就労支援事業に参加した人と参加しなかった人を比べるのはどうか？



- 就労支援事業によって、就業率が30%ポイント増えると結論付けることはできるか？

個人間比較の欠点

- 例えば就労支援事業に参加した人が、参加しなかった人より就労意欲が高い場合
- →ベースラインが異なる可能性



- 参加者と非参加者の比較では、こうした就労意欲の差も結果の差に含まれてしまい、政策の効果を正しく評価できない
- **参加者と非参加者の差=政策効果+セレクション・バイアス**

無作為割付

就労支援事業に参加するかしないかが、ランダム(無作為)に決まるような状況が理想的

- 就労支援事業への参加がランダムであれば、参加した人達としなかった人達とでベースラインの就労意欲に差はないはず
- 無作為割付実験 (Randomized Control Trial)による結果はもっとも信頼できると考えられている。
- 就労支援事業に参加するかしないかが、ランダムに決まるような状況（くじ等）は現実的か？
- 現実には、そのような状況を探すのは難しい
（米国では実施されることもある）

自然実験

- できるかぎり実験に近い状況(自然実験)を探してくる
- ある特定の日付(○月△日)以降に失業した人に、就労支援を提供するというような制度
- 2021年のノーベル経済学賞は自然実験を用いた因果関係の推定の業績に対してカリフォルニア大学バークレイ校のデビット・カード、MITのヨシュア・アングリスト、スタンフォード大学のイド・インベンスの3名に贈られる予定（主として1990年代前半の業績）

基本属性の制御

- 就労支援を受ける人 ($T=1$) と受けない人 ($T=0$) の属性違いが問題
- 学歴・年齢・地域などを「合わせる」
- 就労支援を受けた人に対して、学歴・年齢・地域を共有する就労支援を受けなかった人を「あてて」、2者の1年後の就業状態の差を求める（マッチング推定）
- 就労支援を受けた人ごとに、政策効果の大きさは異なるが、それを平均する（処置を受けたもののの中の平均処置効果）
- 就労支援を受けた人と学歴・年齢・地域を共有する就労支援を受けなかった人がいないケースがある。サンプルサイズが小さいときにこの問題は深刻

単回帰

- Y : 失業から1年後の月収（従属変数、被説明変数）、 T : 就労支援を受けた場合に1を取り受けなかった場合に0をとる変数（独立変数、説明変数）
- $Y = \alpha + \beta T + u$
- u : 誤差項と呼ばれ、就労支援の有無以外の1年後の月収の決定要因のすべて
- このモデルの α と β を最小二乗推定法で推定できる
- Rがやってくれるのでその計算方法は省略
- β が就労支援を受けた人と受けなかった人の平均賃金の差
- この方法は就労支援を受けた人と受けなかった人を単純比較している
- 一つしか説明変数がないので「単」回帰と呼ばれる

重回帰

- Y : 失業から1年後の月収（従属変数、被説明変数）、 T : 就労支援を受けた場合に1を取り受けなかった場合に0をとる変数（独立変数、説明変数）、 X_1, X_2, X_3 : 学歴・年齢・都市部かどうかを示す変数、 X_3 は2値変数でダミー変数と呼ばれる
- $Y = \alpha + \beta T + \gamma_1 X_1 + \gamma_2 X_2 + \gamma_3 X_3 + u$
- u : 誤差項と呼ばれ、就労支援の有無以外の1年後の月収の決定要因のすべて
- この方法は労働者の属性が Y に与える影響を考慮したうえで、追加的に就労支援を受けた人と受けなかった人を比較している
- 属性を「制御」という言い方をする
- たくさん説明変数があるので「重」回帰と呼ばれる
- 関心があるのは一つの係数

政策評価の方法：論点の整理

政策評価は、政策の影響を受けた人と受けなかった人を単純に比較するだけではできない

1. 政策の影響を受けるかどうか、ランダムに決まるような状況が理想
 2. そうした状況がない場合は、可能な限りランダムな状況を探して分析を行う
 3. そうした状況もない場合は、観察される属性を丁寧に制御し、なおも残っているバイアスに注意しながら結果を解釈する
- 政策評価をするにあたり、ランダムに対象者を選定するような政策を今後検討していくことも重要
 - 事業評価などの場合には、3の場合が大半のため調査設計の段階から、可能な限り基本属性などの必要な変数を調査しておくことが重要
 - データ収集・分析を始める前に分析の方針をたて、起こりうる問題を想定し、あらかじめできる限り問題を回避できるように予定を立てることをリサーチデザインという

政策評価に向けた資源確保

- 必要なもの
 - 答えることのできる質問を形成する技能
 - リサーチデザインを行える技能
 - 良質かつ大量のデータ（政府統計や業務データ）
- 無作為割付(RCT)を考える
 - 税を滞納している人へのメッセージの送り方に関するRCTなど
- 自然実験を考える
 - ベースラインが似た者同士の中で政策介入を受けたものと受けなかったものを比較する

单回归分析

回帰分析

- 被説明変数 y を説明変数 x の函数として近似

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u$$

- β_1 : x が1単位増えたときの平均的な y の増分
- u : 観察されない他の要因
- データ $(y_1, x_1), \dots, (y_n, x_n)$ をうまく説明するようにパラメータを選ぶ
- データ y_i とモデルから予測される y の値 $b_0 + b_1 x_i$ の距離

$$\sum_{i=1}^n [y_i - (b_0 + b_1 x_i)]^2$$

を最小化するような b_0 と b_1 が β_0 と β_1 の推定値

単回帰分析と因果効果

- 推定値が必ずしも因果関係を示すわけではない
- b_1 を x の因果効果と解釈するには x と u が無相関でなければならない
 - x が無作為に割り振られていれば、観察されない他の要因とは相関しないので問題ない
 - x と u の間に正の相関 → 因果効果を過剰推定
 - x と u の間に負の相関 → 因果効果を過少推定

単回帰分析と内生性

- 所得と大学教育の効果を知りたい

$$Earnings = \beta_0 + \beta_1 College + u$$

- u には何が含まれるか—例えば、観察されない能力 a
- 真のモデルを

$$Earnings = 20 + 5 College + a$$

- 能力は $a = 5$ または $a = 0$, 能力の高い人だけが大学に進学 ($College$ と a に正の相関)
- このとき、大学卒の所得は30万円、高校卒の所得は20万円
- 単純に大学卒の所得と高校卒の所得を比較すると、大学進学の効果は10万円のように見えてしまう
- 因果効果の過剰推定

単回帰分析と内生性

- 反対に能力の低い人のみが大学に進学する場合
 - *College*と a は負の相関関係にある
 - 大学卒の人の所得は25万円
 - 高校卒の人の所得は25万円
- このとき、大学卒の人の所得と高校卒の人の所得を比較すると大学進学の効果は0のように見えてしまう
- 因果効果の過少推定

重回歸分析

単回帰分析の問題点

- 単回帰分析では、説明変数と誤差項が無相関という仮定が必要
- この仮定はもっともらしいか？

例) 大学進学が所得に与える影響

$$\text{Earnings} = \beta_0 + \beta_1 \text{College} + u$$

- 誤差項には何が含まれるか？ 一個人の能力
 - 能力の高い人が大学に進学している可能性
 - 大学進学と誤差項に正の相関→ β_1 の推定値に上方バイアス
- この場合、単回帰分析では因果効果を推定できない

重回帰分析

解決案：個人の能力水準を制御した分析
→重回帰分析

- 重回帰分析は単回帰分析のシンプルな拡張

重回帰分析：大学進学の場合（続き）

- 単回帰分析の問題：誤差項に個人の能力が含まれている

$$Earnings = \beta_0 + \beta_1 College + \underbrace{"能力" + v}_{=u}$$

- “能力”を制御するためにIQテストの結果を用いると

$$Earnings = \beta_0 + \beta_1 College + \beta_2 IQ + v$$

- 大学進学の影響効果をバイアスなく推定するための仮定は

“*College*と*v*が無相関”

- 単回帰分析の仮定を緩めることができる

重回帰分析

- 一般に被説明変数 y と説明変数 $x_1, \dots, x_k$ を用いて

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + u$$

- 単回帰分析のときと同様に、データ y_i とモデルから予測される y の値の距離を最小化するように推定を行う

$$\min \sum_{i=1}^n [y_i - (b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k)]^2$$

- 多くの場合、興味のある変数は一つだけ(x_1)でほかの変数($x_2, \dots, x_k$)は他の要因を制御するためのもの

重回帰分析と因果効果の推定

- 重回帰分析で x_1 の因果効果をバイアスなく推定するための条件は
“ $(x_2, \dots, x_k$ を制御した上で) x_1 と u が無相関”
- この仮定は “*Conditional Independence Assumption*” (CIA) もしくは
“*Selection-on-Observable*” と呼ばれる

注意：CIAの下では、 $x_2, \dots, x_k$ の係数の推定値を因果効果として解釈することはできない。 $x_1, \dots, x_j$ の係数の推定値を因果効果として解釈するには

“ $(x_{j+1}, \dots, x_k$ を制御した上で) $x_1, \dots, x_j$ と u が無相関”

という仮定が必要

Bad Control

- 重回帰分析の利点：興味のある変数以外の他の要因を制御できる
→とにかく多くの変数を制御した方が良い？

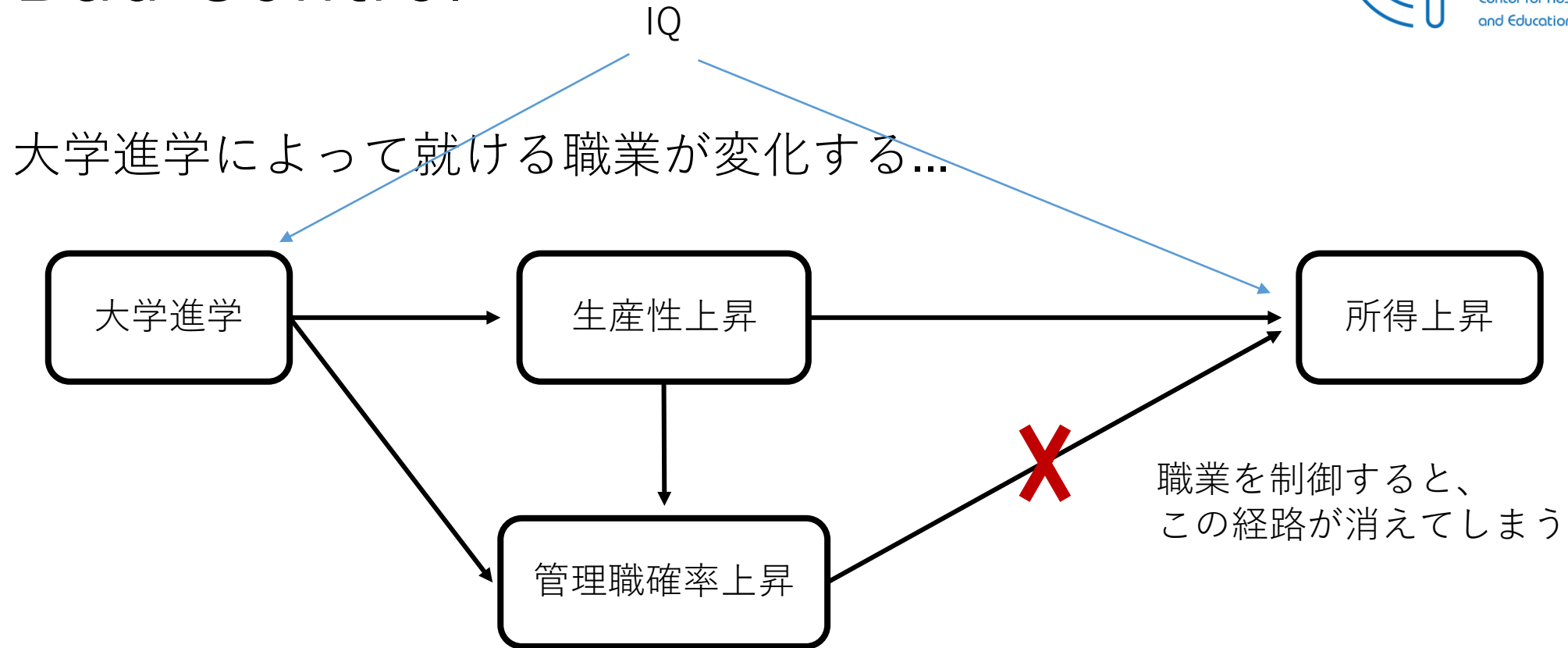
例：大学進学 of 所得への影響と職業

$$Earnings = \beta_0 + \beta_1 College + u$$

- 誤差項に能力が含まれる
→IQテストの点数を制御
- 誤差項に職業（例えば管理職かどうか）が含まれる
→職業を制御した方が良い？

$$Earnings = \beta_0 + \beta_1 College + \beta_2 IQ + \beta_3 Manager + u$$

Bad Control



- 職業を制御した分析は“高校卒の管理職”と“大学卒の管理職”の比較
- どのような効果を測定したいかによって、制御する変数を選択する必要

パネルデータを用いた分析

- パネルデータ：同じ個人を複数期間観察したデータ
- 同じ個人について、処置を受ける前と受けた後と比較できる
→生まれつきの能力などの時間を通じて変化しない要因を制御可能

$$y_{i, Before} = \beta_0 + \beta_1 x_{i, Before} + c_i + u_{i, Before}$$

$$y_{i, After} = \beta_0 + \beta_1 x_{i, After} + c_i + u_{i, After}$$

- 二つの式の差分を取ると処置前後で不変の要因 c_i を消すことができる

$$y_{i, After} - y_{i, Before} = \beta_1 (x_{i, After} - x_{i, Before}) + (u_{i, After} - u_{i, Before})$$

注意

この方法では学歴などの期間を通じて変化しない変数の影響を測れない

パネルデータの効用

- 同じ個人や同じ企業を**複数時点**にわたって追跡調査したパネルデータ
- 個人や企業のレベルでの異質性を制御し、さらに時点効果も制御できる
- そのため

$$Y_{it} = \alpha + \beta T_{it} + c_i + d_t + u_{it}$$

という固定効果モデルが推定できるようになる。

- 固定効果とは個人の異質性 c_i やすべての個人や企業に共通のタイムトレンド d_t のこと
- 個人の異質性やタイムトレンドの影響は制御したうえで、政策のアウトカムへの影響を推定できる

差の差の分析

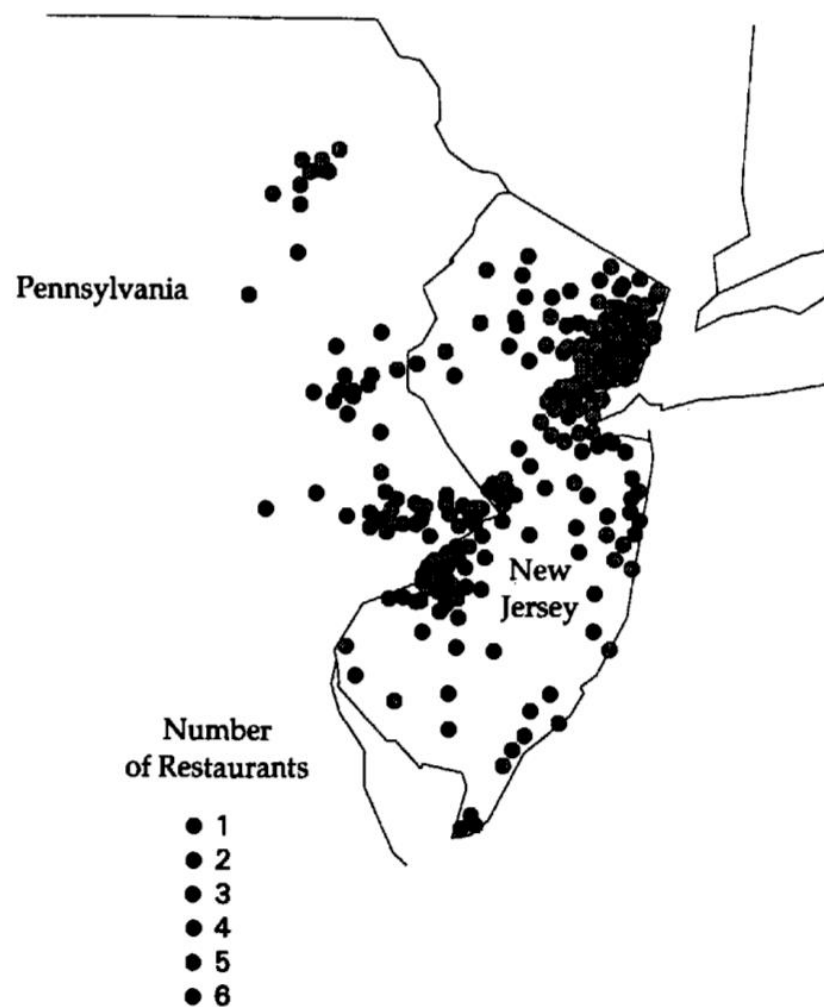
例1：最低賃金と雇用

- 最低賃金が雇用に与える影響は理論的には明らかでない
 - 労働市場が完全競争的であれば最低賃金の引き上げは雇用を減らす
 - 雇用主が賃金決定力を持つ市場では雇用主は雇用を減らして賃金を下げようとするインセンティブを持つ。最低賃金はこのインセンティブを減殺することによって雇用を増やすこともある
- 最低賃金が高い場所と低い場所の雇用について比較するのはどうか？
 - 東京の最低賃金が高いのは労働市場の状況がよく、鹿児島県の最低賃金が高いのは労働市場の状況がよくないため
- 最低賃金上がる前と後で比較するのはどうか？
 - 最低賃金上がるのは景気が良い時
- 単純比較では高い最低賃金が雇用を増やすように見える

最低賃金引き上げの自然実験

- 理想的な実験：ランダムに最低賃金の水準を都道府県に割り振る (Randomized Control Trial: RCT)
 - なぜランダムな割り振りだと問題が解決するのか？
- 自然実験(Natural Experiment)を用いた準ランダム割り付け(quasi-random assignment)
- 同一の地域で一部の地域だけ最低賃金を上げてみる
- 1992年4月
 - ニュージャージー州：\$4.25から\$5.05 (18.8%の増加)
 - ペンシルベニア州: \$4.25で変わらず
- Card and Krueger (1994)は1992年2-3月と11-12月にファーストフード店473店舗の従業員数を調査した

店舗の地理的分布



各店舗の平均フルタイム労働者数

	<i>All</i> (1)	<i>Restaurants, by State</i>		<i>Difference NJ – PA</i> (4)
		<i>PA</i> (2)	<i>NJ</i> (3)	
1. FTE Employment Before, All Available Observations	21.00 (0.49)	23.33 (1.35)	20.44 (0.51)	– 2.89 (1.44)
2. FTE Employment After, All Available Observations	21.05 (0.46)	21.17 (0.94)	21.03 (0.52)	– 0.14 (1.07)
3. Change in Mean FTE Employment	0.05 (0.50)	– 2.16 (1.25)	0.59 (0.54)	2.76 (1.36)

最低賃金引き上げの後

ペンシルベニアでは2.16人フルタイム労働者が減少（差）

ニュージャージーでは0.59人フルタイム労働者が増加（差）

差の差は2.76で標準誤差が1.36であるため統計的に有意（差の差）

ニュージャージーでは約2割の最低賃金上昇にもかかわらず雇用が1割以上増加した

差の差の分析

	対照群	処置群	処置群－対照群
政策変更前	A	C	(C-A)
政策変更後	B	D	(D-B)
政策変更前後の差	(B-A)	(D-C)	(D-C)-(B-A)
	時点効果	時点効果+処置効果	処置効果

ポイント

1. 対照群あるいは処置群の中での差分をとることで対照群と処置群の異質性を取り除く
2. 「処置群の差分」から「対照群の差分」を引くことで対照群と処置群に共通する時点効果を取り除く
3. 重要な仮定は対照群と処置群において時点効果が同じであること

差の差の分析を回帰モデルで

- 各レストラン i の t 時点の従業員数を Y_{it} と表す
- T_i はレストランが処置群であるニュージャージー州にあるときに1を取り、統制群であるペンシルベニア州にある時は0を取る
- A_t は最低賃金引き上げ後の11-12月に1を取り、前の2-3月の時は0を取る
- $Y_{it} = \alpha + \beta T_i + \gamma A_t + \delta T_i A_t + u_{it}$

	対照群($T=0$)	処置群($T=1$)	処置群－対照群
政策変更前($A=0$)	α	$\alpha + \beta$	β
政策変更後($A=1$)	$\alpha + \gamma$	$\alpha + \beta + \gamma + \delta$	$\beta + \delta$
政策変更前後の差	γ	$\gamma + \delta$	δ (差の差の推定量)
	トレンド	トレンド+処置効果	処置効果

多くの地点と時点をプール

- 50州の1980-2019年のデータが入手できたとしよう
- 差の差の推定法のポイントは以下の二点
 - 地点の違いをとらえる(j)
 - 時点の違いをとらえる(t)
- $Y_{ijt} = \alpha + \beta MW_{jt} + c_j + d_t + u_{ijt}$
という地点固定効果(各地点のダミー変数の集合)と時点固定効果(各時点のダミー変数の集合)を制御した固定効果モデルの推定は本質的には差の差の推定を行っているといえる
- 地点固有の効果とすべてのiに共通する時点効果を取り除いた後で、最低賃金が1ドル上がったときに従業員が何人変化するかを β は示す

例 2：ゴミ処理場の建設と周辺の住宅 価格

- ゴミ処理場の建設 ←近隣住民には反対する人が多い。
- 土地や家の価格が下がってしまうのではないか。
- もしゴミ処理場の建設によって地価が下がるのであれば、近隣住民は政府に対してその補償を求める。
- 補償額が妥当な水準であるかを評価するためには、ゴミ処理場の建設によって住宅価格がどれだけ下がったのかを評価する必要がある。
- どのようにすれば納得のいく評価ができるだろうか？

適切な方法は？

- ①ゴミ処理場の建設前と建設後の、ゴミ処理場近くの住宅価格を比べる。
＝前後比較
- ②ゴミ処理場建設後に、ゴミ処理場近くと遠くの住宅価格を比べる。
＝そもそもゴミ処理場は住宅価格（地価）の安い地域に建てられる傾向。
- ③より確実な方法＝「差の差の推定量」を使う。
 - ゴミ処理場を建設する前と後の価格の変化（差）が、ゴミ処理場の近くと遠くで異なる（差がある）かどうかを示す。

米国の例

- 米国・マサチューセッツ州のある町で、1978年中頃にゴミ処理場の建設が決定された。

平均住宅価格	1978 年 初 頭 (前)	1981年 (後)	差	差の差
ゴミ処理場から近い地域	636万円	706万円		
ゴミ処理場から遠い地域	825万円	1013万円		

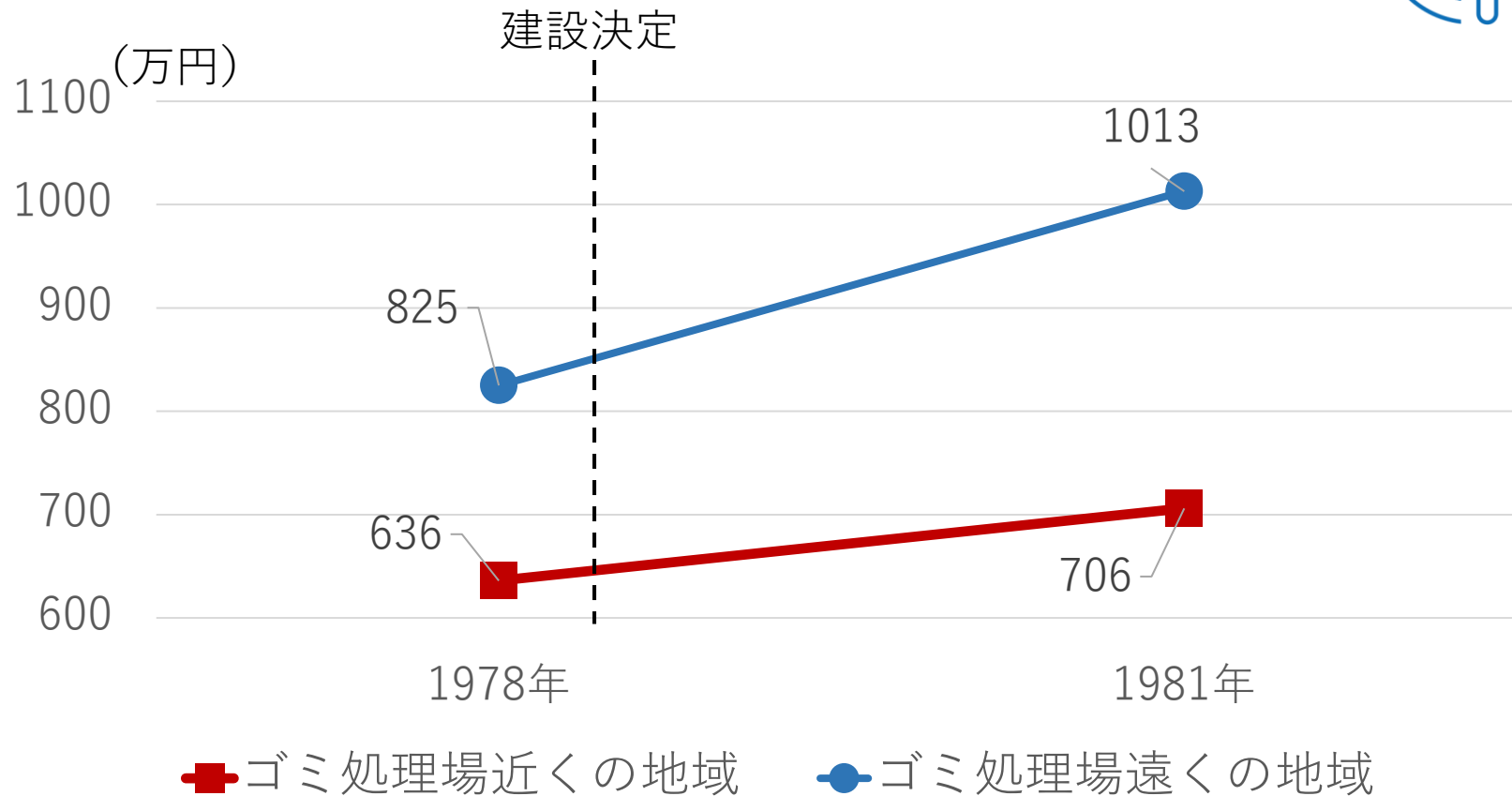
注：\$1=100円で、円に換算。Kiel and McClain (1995)を参考。

- このように、「差の差の推定量」を使うことで、因果関係を識別することができる。（コモン・トレンドの仮定）

ここまでのまとめ

- 「差の差の推定量」を使うことで、事象Xの影響を因果識別することができる。
- ただし、「コモン・トレンドの仮定」が満たされていることが必要。
→コモン・トレンドの仮定がもっともらしいと考えられるのは、どのような場合でしょうか？

差の差の推定が成立するための仮定：コモン・トレンドの仮定



ゴミ処理場近くの住宅価格トレンドが、ゴミ処理場遠くの地域のトレンドと共通なのは、検証できない。＝仮定

コモン・トレンドの仮定がもっともらしいかを確認する方法

= 建設決定前の両地域のトレンドの確認

