

CH.9 DIFFERENCE IN DIFFERENCES

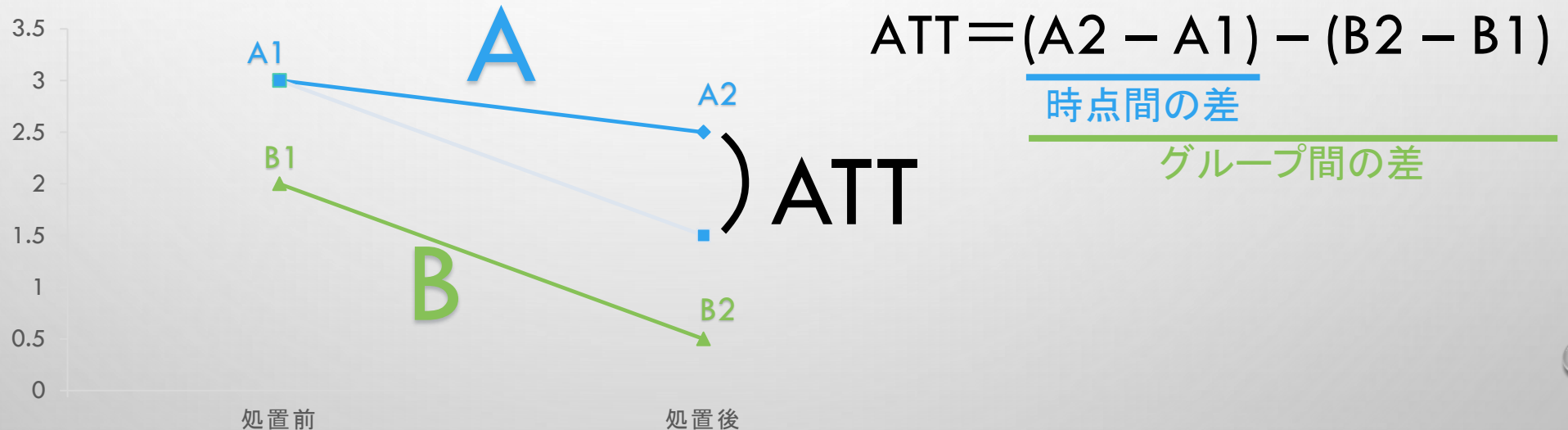
DD, 差分の差分法

AGENDA

1. DIFFERENCE-IN-DIFFERENCES (概要をざっくり)
2. 9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS
3. 9.2.1,2 スノーの分析のモデル化
4. 9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE
5. 9.3 INFERENCE
6. 9.4 PROVIDING EVIDENCE FOR PARALLEL TRENDS
THROUGH EVENT STUDIES AND PARALLEL LEADS

DIFFERENCE-IN-DIFFERENCES : (ざっくり)

処置群と被処置群がランダムではない観察データにおいて、
処置の効果(ATT)を“時点間の差”と“グループ間の差”という、
二重の差を使って推定する手法。



⚠ バイアスがかからずに推定するには、“平行トレンドの仮定”が必要 ⚠
(詳しくは→9.2.2)

DIFFERENCE-IN-DIFFERENCES

- 無作為化実験のおよそ85年も前に確立された、重要な研究デザイン
- 量的社会科学において最も人気 💧
- 適用できるのは、主に「自然実験」の場合が中心

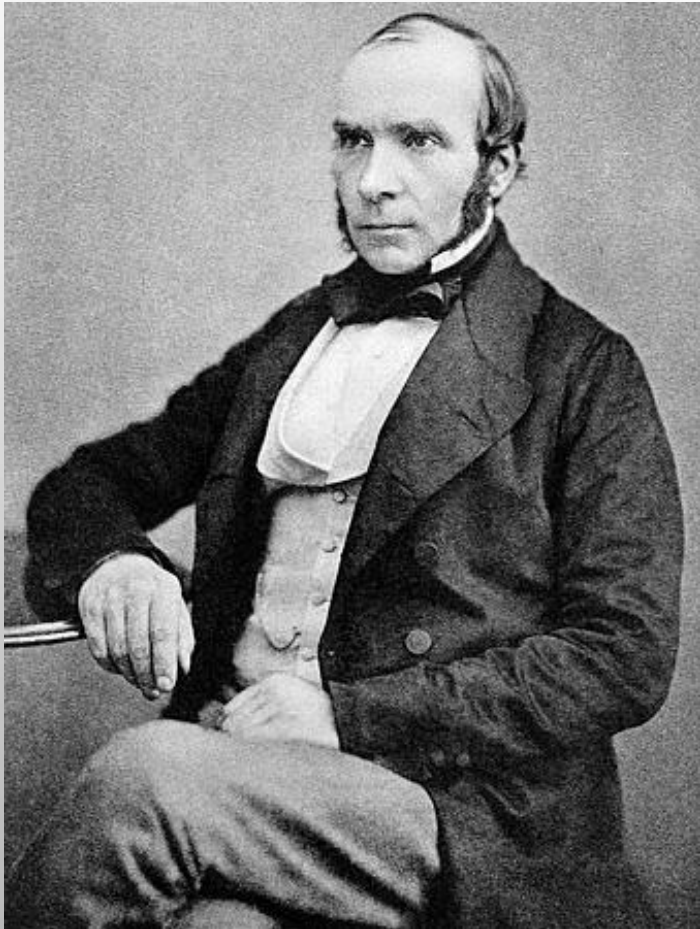
※自然実験：時間の経過とともに一部のユニットにだけ影響する処置変数が、自然に発生した場合。

- 全ての優れたDDデザインは、何かしらの自然実験に基づいている

→E.G. JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS (ジョン・スノーのコレラ仮説)

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

ジョン・スノーのコレラ仮説

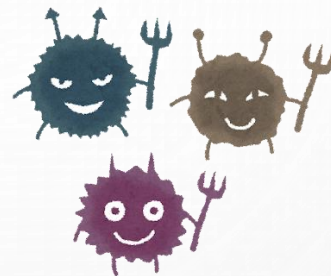


左:ジョン・スノー (出典:WIKIPEDIA「ジョン・スノウ(医師)」)

右:ジョン・スノー記念館(出典:[HTTPS://WWW.WINGFIELD.GR.JP/ARCHIVES/5638](https://www.wingfield.gr.jp/archives/5638))

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS (背景)

• 19世紀 ロンドン 



• コレラの大流行が3回

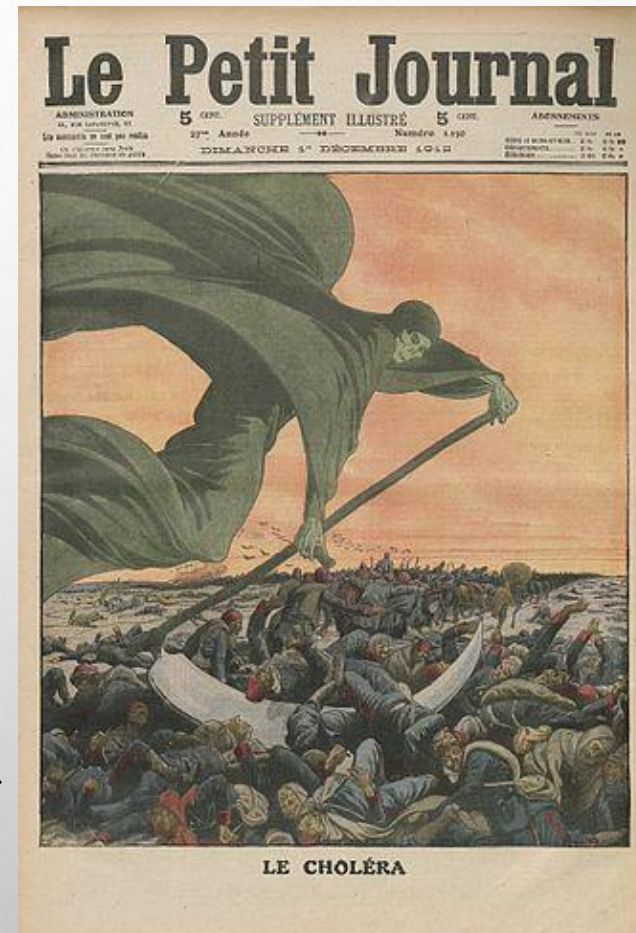
⇒ 街に壊滅的な打撃、何万人もの市民が亡くなる

* コレラ: 嘔吐や下痢などの急性症状に襲われる感染症。

当時は通常死に至る病気だった。

壊滅的な被害の原因:

医師たちは、コレラが流行するメカニズムを誤解していて、適切な処置ができていなかったから



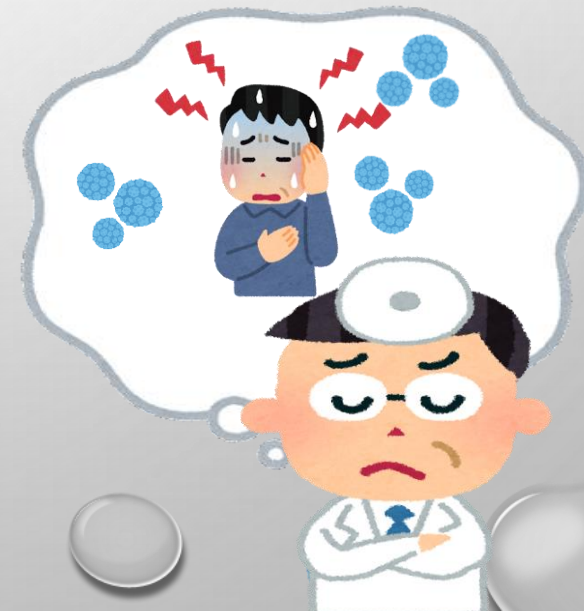
9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS (背景)

【当時の瘴気説】

- 感染源： 瘴気(しょうき)・・・空気中を浮遊する微粒子。無生物。
 - * コレラの原因菌は微生物だが、顕微鏡の解像度が低くて解明できなかった。
- 伝染を防ぐ手段：瘴気の粒子が空気中に拡散されないように、
病人を隔離する。

E.G. 病人に麻袋をかぶせる

⇒効果的ではなかった、コレラは蔓延



9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【スノーの仮説:コレラの原因菌は生物である】



微生物の菌が飲食物を介して患者の体内に侵入・感染。



消化管で増殖、毒を生成。毒によって、菌は体内の水分とともに体の外に排出。



排出された菌が下水としてテムズ川に流れ込む



菌で汚染されたテムズ川の水を人々が飲み、感染が広がり続ける

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【スノーの仮説のもとになった観察】

- コレラのない国から到着した船乗りは、停泊しているだけではコレラを発病しないけれど、上陸したり、物資の積み込みを行うと発病した。
 - コレラは貧しい地域（家が密集していて衛生状態が悪い地域）で特にひどかった。
 - 一棟丸々コレラで大変なことになっているアパートのそのすぐ隣のアパートはなぜかコレラの被害がない
- ➡しかし、感染経路が空気ではなくて水である、と確信させるような決定的な証拠であるとは言いがたい

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【どのような証拠ならば証明できるのか】

• 無作為化実験??

ロンドンの各家庭でコインを振る。表が出たら汚染された水源の水、裏が出たら汚染されていない水源の水で、それぞれ生活させてコレラで死亡する確率を比較する。

➡ 当時は無作為化実験の考え方が生まれる85年も前で、

人々に無作為化実験の知識はない。倫理的・現実的にも難しい。

感染経路が水であることを検証できるのは自然実験のみ。



9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【自然実験として成立させるために】

- 偶然汚染されていない水が、当時コレラで死ぬ確率に高く相関していた要素（例えば、衛生状態とか、貧困とか）と共変量に偏りなく、ランダムに多くの人々に配布された状況
- 汚染された水を飲んだ人ときれいな水を飲んだ人が、どれだけコレラで亡くなるかの差を計算する

➡スノーは、

1849年に1つの水道会社が水の採取場所を変更したことに着目

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【1800年代 ロンドン】

- いくつかの水道会社が市内の様々な地域でサービスを提供していた。
- 一部の地域では複数の会社がサービスを提供していた。
- これらの水道会社の水道水は、どれもコレラ患者の下水で汚染されている、テムズ川から採取されていた。
- しかし、1849年、LAMBETH株式会社はよりきれいな水を顧客に提供するため、
汚水が排出される場所よりも上流の地点で水道水を採取するよう変更した。

LAMBETHの水を飲む家庭のコレラに感染する確率が、他の会社の水を飲む家庭と比べて下がっているかどうかで、コレラの感染源が水であることを検証できるのではないか。

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

- LAMBETH社(上流)、サザーク&ヴォクスホール社(下流)
- 両社がサービスを提供している家庭は、特に水道の経路が不規則になっている地域において、条件がよく似ている。
- こうした特定の地域の家庭は、ランダムにきれいな水と汚染された水を割り振られた状況に近い、といえる。
- スノーは、一軒一軒の家に水道会社をきいたり、水道会社が不明な家では生理食塩水検査で水源を特定(COLEMAN 2019)し、各世帯の水道会社のデータを集めた。
- そのデータを、ロンドン市の、コレラの死亡率に関するデータと照らし合わせた。

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【調査の結果】

表9.1 各社がサービスを提供する家庭のコレラ感染件数(1万世帯あたり)

	1849	1854
Southwark & Vauxhall	135	147
Lambeth	85	19

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【調査の結果】⇒DDでATTを求める

表9.1 各社がサービスを提供する家庭のコレラ感染件数(1万世帯あたり)

	1849		1854	
Southwark & Vauxhall	135	—	147	= -12
Lambeth	85	—	19	= 66

$$\text{ATT: } (-12) - (66) = -78$$

➡1万世帯あたり78件の減少

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

- この研究ののち、スノーは、コレラによる死亡がBROAD STREETの汚染されたポンプの周辺に集中している（採水地とは別にこのポンプが重要な感染源である）ことを示す証拠をロンドン市に提出する。
- しかし、スノーはこの単純な差分による検証を自分の仮説のより説得力のある検証として考えたと言われている。

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【スノーの研究の評判①】

- 研究課題を慎重に設定し、研究計画の結果に納得がいくまで懐疑的な態度をとり続けた点において、科学的な工夫がなされていた。
- 水の純度と死亡率の関係を明らかにするために、さまざまなデータを注意深く収集・準備し、結びつけたという点では、今日見られるどの研究にも劣らない先進的なものだといえる。
- こうしてスノーがあらゆるものを組み合わせた結果、かなり説得力のある証拠として、ロンドン市の政策立案者にはたらきかけることができた。
- 観測データから因果関係を推定する方法の確立に貢献し、科学を発展させ、人命を救った。

9.1 JOHN SNOW'S CHOLERA HYPOTHESIS

【スノーの研究の評判②】

- スノーの偉業について、フリードマン(1991)は次のようにコメントしている。

スノーの主張の強みは、事前の推論が明確であること、多くの異なる証拠をまとめたこと、そしてスノーがデータを得るために靴の革をすり減らすことをいとわなかったことに起因している。スノーは、非実験的なデータで見事な探偵仕事をやってのけた。印象的なのは、統計的な技術ではなく、科学的な問題への対処である。彼は、生態学的なデータを分析するために、ケーススタディを通じて抜け目のない観察から着実に前進した。最後は、自然実験を見つけ出して分析した。(P.298)

9.2.1 A SIMPLE TABLE

調べたい処置効果: 水がきれいであった場合のコレラによる死亡率

処置群(L): LAMBETH

対照群(SV): SOUTHWARK, VAUXHALL

説明変数(D): 水がきれいかどうか

被説明変数(Y): コレラによる死亡率

固定効果: 水源を変えるか否かでは変化せず、時間経過による変化もない、
処置群・対照群それぞれにおける、被説明変数に影響する要因

9.2.1 A SIMPLE TABLE

両社の1854年のモデル

$$\text{LAMBETH: } Y = L + D$$

$$\text{SOUTHWARK, VAUXHALL: } Y = SV$$

$$\text{DIFFERENCE: } D + (L - SV)$$

→ $L - SV$ は選択バイアスにあたる

9.2.1 A SIMPLE TABLE

LAMBETHの1849年、1854年のモデル

$$1849年: Y = L$$

$$1854年: Y = L + (T + D)$$

$$\text{DIFFERENCE: } T + D$$

T : 時間経過による被説明変数に影響する要因

9.2.1 A SIMPLE TABLE

DD: 固定効果による選択バイアス($L - SV$)、時間経過による効果(T)を排除する

前提: 時間経過により変化し、処置群・対照群それぞれによって異なる

観察不能変数がない

$$T_L = T_{SV}$$

→ 平行トレンド仮定

9.2.1 A SIMPLE TABLE

Companies	Time	Outcome	D1	D2
Lambeth	Before	$Y = L$		
	After	$Y = L + T + D$	$T + D$	
Southwark, Vauxhall	Before	$Y = SV$		D
	After	$Y = SV + T$	T	

9.2.2 THE SIMPLE 2 × 2 DD

- コレラのケースは2 × 2 DD デザインといわれる

$$\hat{\delta}_{kU}^{2 \times 2} = \left(\bar{y}_k^{post(k)} - \bar{y}_k^{pre(k)} \right) - \left(\bar{y}_U^{post(k)} - \bar{y}_U^{pre(k)} \right)$$

処置群: k

事前期間: pre

対照群: U

事後期間: $post$

$\hat{\delta}_{kU}^{2 \times 2}$: 処置群 k の推定 ATT

\bar{y} : 標本平均

9.2.2 THE SIMPLE 2 × 2 DD

- 潜在アウトカムモデルで表現してみる

$$\hat{\delta}_{kU}^{2 \times 2} = (E[Y_k | \text{POST}] - E[Y_k | \text{PRE}]) - (E[Y_U | \text{POST}] - E[Y_U | \text{PRE}])$$

→式変形すると...

$$\begin{aligned} \hat{\delta}_{kU}^{2 \times 2} &= (E[Y_k^1 | \text{POST}] - E[Y_k^0 | \text{PRE}]) - (E[Y_U^0 | \text{POST}] - E[Y_U^0 | \text{PRE}]) + E[Y_k^0 | \text{POST}] - E[Y_k^0 | \text{POST}] \\ &= \underbrace{E[Y_k^1 | \text{POST}] - E[Y_k^0 | \text{POST}]}_{\text{ATT}} + \underbrace{(E[Y_k^0 | \text{POST}] - E[Y_k^0 | \text{PRE}]) - (E[Y_U^0 | \text{POST}] - E[Y_U^0 | \text{PRE}])}_{\text{NON-PARALLEL TRENDS BIAS IN 2 \times 2 CASE}} \end{aligned}$$

↑

ATT

↑

NON-PARALLEL TRENDS BIAS IN 2 × 2 CASE

9.2.2 THE SIMPLE 2 × 2 DD

$$\hat{\delta}_{kU}^{2 \times 2} = E[Y_k^1 | \text{POST}] - \underbrace{E[Y_k^0 | \text{POST}]}_{\uparrow} + \left(\underbrace{E[Y_k^0 | \text{POST}] - E[Y_k^0 | \text{PRE}]}_{\uparrow} \right) - (E[Y_U^0 | \text{POST}] - E[Y_U^0 | \text{PRE}])$$

実際には、処置群 k の事後期間POSTでは $Y = Y^1$ しか観測されない

→ $E[Y_k^0 | \text{POST}]$ は反実仮想で観測できない

= 平行トレンド仮定

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

- 一つのモデルを仮定して、DDが正しいのかを検証する
- モデルの仮定
- 最低賃金が雇用に与える影響を考える
- 通常の労働市場では、競争的な労働市場では、最低賃金が上がると需要曲線が下向きになり、雇用が減少する
- 果たしてそうなのか

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

- 理想的な実験
- 実験者が10億円の資金と、完全な裁量権を保有している。
- 最低賃金が上がるか否かをコインの裏表で決定する
- この条件下であればランダム化を完全に行えて、無作為実験を可能とする

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

- 実際は無作為実験は無理なために、隣接する2州の比較を行う。
- NJ(ニュージャージー州)は1992年に最低賃金を4.25ドルから5.05ドルに引き上げた
- PA(ペンシルベニア州)は最低賃金が4.25ドルのままである。
- 2州のファストフード店400店を対象に、引き上げ時期前後アンケート調査を実施

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

- そもそも実際に引き上げが行われたのか
- 右図は1992年の最低賃金引上げ後の2州の賃金分布となる。
- みるとNJにて、きちんと5.05の値に引き上げが行われている
- ⇒実験の対象として適切である

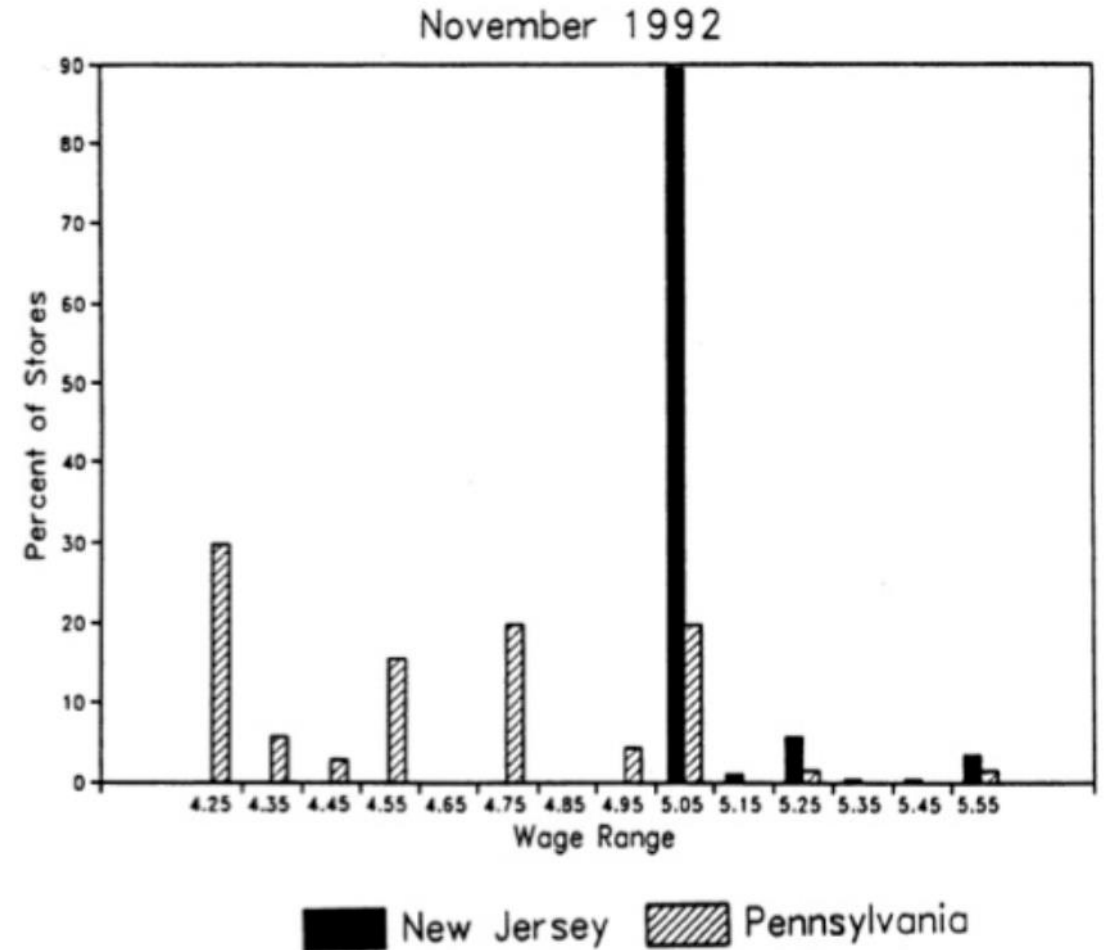


Figure 9.1: Distribution of wages for NJ and PA in November 1992. Reprinted from Card and Krueger (1994).

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

- 最低賃金引き上げの効果をATTつまり、NJの処置効果で確認してみる。

$$\hat{\delta}_{NJ,PA}^{2 \times 2} = \underbrace{E[Y_{NJ}^1 | \text{Post}] - E[Y_{NJ}^0 | \text{Post}]}_{\text{ATT}} + \underbrace{\left[E[Y_{NJ}^0 | \text{Post}] - E[Y_{NJ}^0 | \text{Pre}] \right] - \left[E[Y_{PA}^0 | \text{Post}] - E[Y_{PA}^0 | \text{Pre}] \right]}_{\text{Non-parallel trends bias}}$$

- 上記の通り、DDで導いた値はパラレルトレンドの仮定が必須であり、これが0であるときのみ真のATTを推定することになる。

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

- 実際の計測および推定値
- 最終的な推定値として2.76人増加という正の値を推定した。
- (標本平均の差ではなく、時間的に変化する内生変数を用いて多変量回帰を行うと残差分散を減らして精度を向上する)

Dependent Variable	Stores by State		
	PA	NJ	NJ - PA
FTW before	23.3 (1.35)	20.44 (0.51)	-2.89 (1.44)
FTE after	21.147 (0.94)	21.03 (0.52)	-0.14 (1.07)
Change in mean FTE	-2.16 (1.25)	0.59 (0.54)	2.76 (1.36)

Table 9.2: Simple DD using sample averages on full-time employment.
Standard errors in parentheses.

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

- スイッチング方式を用いて、状態固定効果と時間固定効果を一定とする。
- すると以下の通り、回帰モデルを書きだすことが可能となる。

$$Y_{its} = \alpha + \gamma NJ_s + \lambda D_t + \delta(NJ \times D)_{st} + \varepsilon_{its}$$

- 仮定としてNJはNJであるときに1となるダミー変数、Dは観測が最低賃金上昇期間後であるときに1となるダミー変数である。

いま推定しているのは δ である。

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

DDをグラフに表してみる

すると δ と書かれた下側の●を含んでいる
点線、未処置群の傾きは反実仮想を表している

そのために、DDによるOLSは反実仮想の真偽
に関わらず、ATTになっているかは不明である

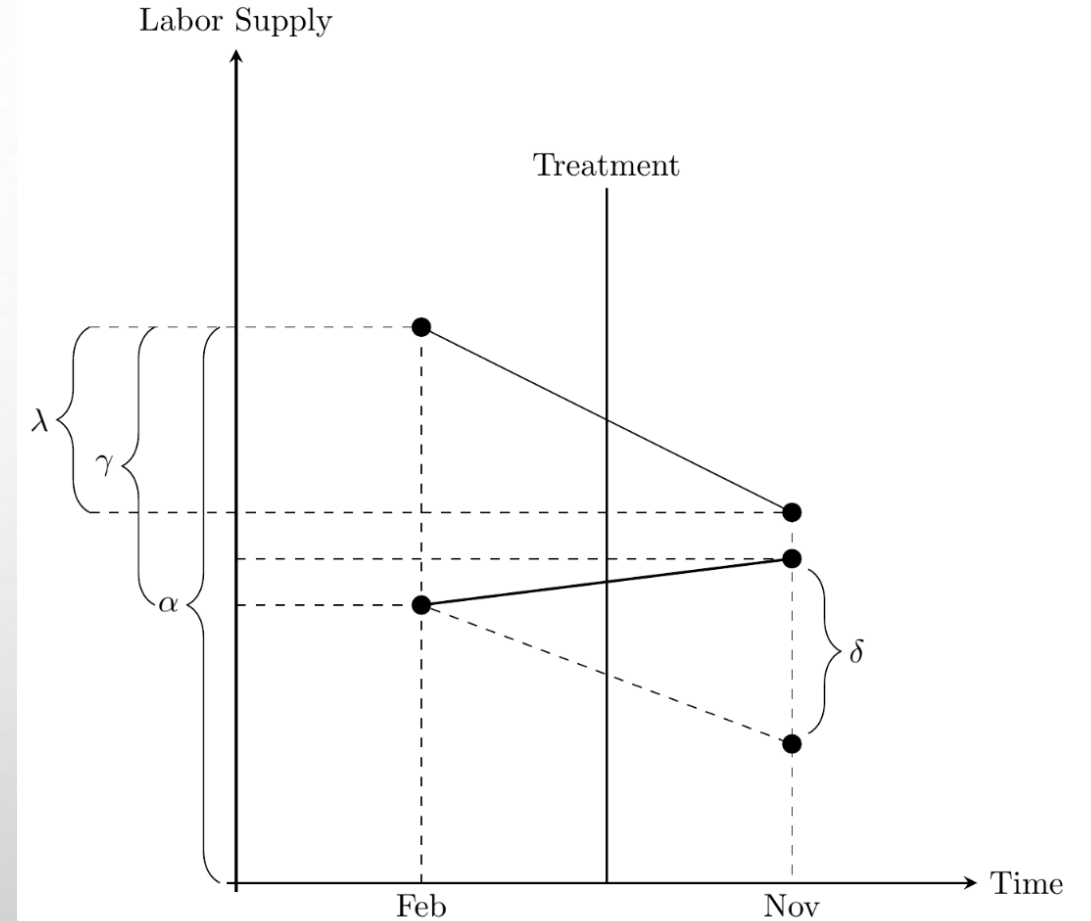


Figure 9.2: DD regression diagram

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

- 反実仮定の傾きと未処置群の傾きが同じ時にOLS推定値はATTとなる。
- 右図のように点線の傾きがDDによる推定であり、COUNTERFACTUALの線は真の傾きであるとする。
- OLSは過小評価しており、真の因果関係を推定しきれていない。
- ⇒やはり、ATT推定のためにはDDによる推定の傾きと真の傾きの正誤判定次第となる。

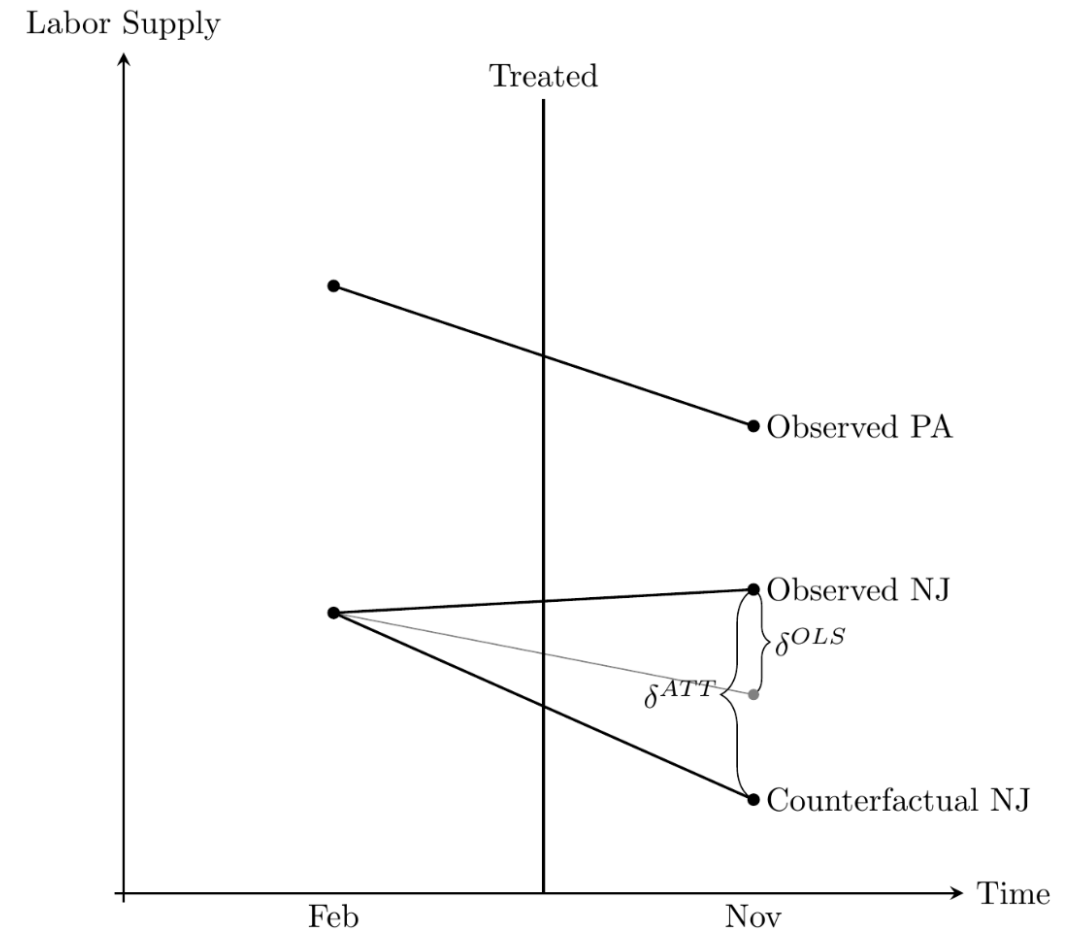


Figure 9.3: DD regression diagram without parallel trends

9.2.3 DD AND THE MINIMUM WAGE

まとめ

DDによるATTの推定が真であるためには、厳密な外生性の仮定が必須である。

処置群と同様の状態固定効果である統制群が必要である。

また、処置に関して内生的であるときは反実仮定が真でなくなるために、内生的であってはならない。

9.3 INFERENCE

DDを行う時には、先の最低賃金のように処置前後のみの1期間データではない長年のデータを使用する。

対象となる変数は連続的に相関するものを対象とする。

従来 of 長期的で連続相関するものを対象とするDDでは、標準誤差を過小評価しており帰無仮説を簡単に棄却しすぎている

対策として、以下の3つが挙げられる。

- BLOCK BOOTSTRAPPING
- AGGREGATION
- CLUSTERING

9.3.1 BLOCK BOOTSTRAPPING

* BOOTSTRAPPING (ブートストラップ法):

リサンプリング (観測データを取り出して並べ替えること) を繰り返して、そのデータからあるパラメータを推定したり、推定されたパラメータのバイアスや分散、信頼区間などを評価する方法。

* BLOCK BOOTSTRAPPING (ブロックブートストラップ法):

任意の長さのデータ系列をひとかたまりのデータとして、リサンプリングする方法。

E.G. 州をブロックとして、州ごとにリサンプリング。

9.3.2 AGGREGATION

- 時系列情報の無視

1. 調べたい処置の前後のデータが同一期間のものである

(同年に最低賃金引き上げ)

→前後のデータを平均し、そのデータをDDする

9.3.2 AGGREGATION

2. 調べたい処置の前後のデータが異なる期間のものである
(最低賃金引き上げが異なる年に施行)

→固定効果、年のダミー、共変量について結果を回帰する

→処置群の残差を処置前と処置後の2期間に分割する

→OLS推定を行う

問題点: 検出力が低く、サンプルサイズとともに減少する

9.3.3 CLUSTERING

- 先の最低賃金と雇用の例では2州の比較であったが、通常は3つ以上を考慮することが多い
- クラスタリングとは、多くのデータが存在するときに独立変数で分布を描き、近くの属性が似ているもの同士で集団をくみ上げることである。
- クラスタリングによって系列相関を調整可能となる。
- クラスタリングには標本数が必要となり、1つしかない時にはランダム化推論を使用するほかない。

9.4 PROVIDING EVIDENCE FOR PARALLEL TRENDS THROUGH EVENT STUDIES AND PARALLEL LEADS

- 9.4.1 A REDUNDANT RANT ABOUT PARALLEL PRE-TREATMENT DD COEFFICIENTS(BECAUSE I'M WORRIED ONE WAS NOT ENOUGH)
- 9.4.2 CHECKING THE PRE-TREATMENT BALANCE BETWEEN TREATMENT AND CONTROL GROUPS
- 9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

9.4.1 A REDUNDANT RANT ABOUT PARALLEL PRE-TREATMENT DD COEFFICIENTS(BECAUSE I'M WORRIED ONE WAS NOT ENOUGH)

- 9.2.3にあったようにパラレルトレンドの仮定が重要である。

$$\hat{\delta}_{kU}^{2 \times 2} = \underbrace{E[Y_k^1 | \text{Post}] - E[Y_k^0 | \text{Post}]}_{\text{ATT}} + \underbrace{\left[E[Y_k^0 | \text{Post}] - E[Y_k^0 | \text{Pre}] \right] - \left[E[Y_U^0 | \text{Post}] - E[Y_U^0 | \text{Pre}] \right]}_{\text{Non-parallel trends bias}}$$

- しかし、パラレルトレンドの仮定の真偽を評価することは観測不可能である。
- 大事ななのは、第2項の $E[Y_k^0 | \text{Post}]$ 反実仮想の評価。

9.4.1 A REDUNDANT RANT ABOUT PARALLEL PRE-TREATMENT DD COEFFICIENTS(BECAUSE I'M WORRIED ONE WAS NOT ENOUGH)

- $E[Y_k^0 \mid \text{Post}]$ 反実仮想検証の僅かな抵抗として、処置前に処置群と対照群の処置なしの
- DDを行って検証すれば反実仮想も同じになるはず
- →今まで似た傾向を示すなら、今後も似るであろう
- しかし、ギャンブラーズファラシーといわれる「REVERSE POSITION」という現象を考える必要がある。
- ギャンブラーズファラシーとは、コインが3回連続で表のときに4回目も表になると思ってしまうこと

9.4.1 A REDUNDANT RANT ABOUT PARALLEL PRE-TREATMENT DD COEFFICIENTS(BECAUSE I'M WORRIED ONE WAS NOT ENOUGH)

- またしても、検証不可に...
- 明らかに並列傾向が偽つまり値を持つのは、処置が内生的である場合。
- 処置に関係なく内生性が存在するときには、処置前の検証すら意味がなく、パラレルトレンドの検証以前の問題である。
- そのために、回帰モデルにおける誤差項と説明変数とが独立関係であるならば、外生性があるといえ並列傾向に一定の信憑性があると言えなくもない。

9.4.2 CHECKING THE PRE-TREATMENT BALANCE BETWEEN TREATMENT AND CONTROL GROUPS

- 処置前期間のイベントスタディのプロットを行う。
- イベントスタディとは何かしらの出来事イベントに対する反応を検証する。
- ここで処置群の処置前の動態が対照群のそれと一致しているかをデータのプロットで視覚的判断をする。
- 処置群と対照群の違いはデータで見ることができるが、処置群の処置日が異なると処置の日程が1日に固定できない時に未処置の定義が不確定となる。
- 例えば、最低賃金の例においてNEW JERSEYは1992年にNEW YORKは1994年に賃金引上げをして、対照群であるPENNSYLVANIAは引上げを行わない時に処置前の未処置の定義を1991にするのか1993にするのか分からない。

9.4.2 CHECKING THE PRE-TREATMENT BALANCE BETWEEN TREATMENT AND CONTROL GROUPS

- 処置日の違う処置群と対象群の比較について
- 方法として、処置群と対照群を比較するグラフを、年を横軸にプロットして視覚的判断をする。
- 利点としては、調整されていないデータを生データとして視覚的に表すことができる
- デメリットとしては、
 - 1 処置群が多いときにはデータ処理が大変
 - 2 制作したプロット図が煩雑となり美しくないかもしれない
 - 3 対照群は未処置群のみでなく早期処置群と後期処置群の比較が必要となり、対照群と早期処置群と後期処置群のそれぞれの比較を行う必要があるために、処置前比較として対照群とだけでは不十分

9.4.2 CHECKING THE PRE-TREATMENT BALANCE BETWEEN TREATMENT AND CONTROL GROUPS

- 医療大麻を合法化した例を検証すると
- 州によって合法化に踏み切る時期が異なり、対照群における処置前期間が特定不明となる。
- 対策として複数データある処置群において無作為抽出を年度ごとに行い、対照群との比較としてプロットする。
- 利点として、
 - 1. 回帰の係数でなく、無作為抽出とはいえ生データのプロットをする。
 - 2. 対照群との比較を視覚的判断を下すことができる
- ただ、生データであるものの実際に回帰する際のデータはこの無作為抽出のデータでないために視覚的な判断を下すための一評価に過ぎない。
- 先の通り、早期処置群と後期処置群の比較を行っていないのである。 →やっぱりだめ

9.4.2 CHECKING THE PRE-TREATMENT BALANCE BETWEEN TREATMENT AND CONTROL GROUPS

- そのために、現在時差を伴う処置群と対照群の処置前期間の比較について
- 処置期間の前後を含む回帰モデルを推定することである。
- 実際の使用例については、9.4.3を参考にする。

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- AFFORDABLE CARE ACT下でのMEDICAIDEの拡大を検討したものである。
- これはMEDICAIDEの拡大が死亡率に及ぼした効果を検証するものである。
- 以前の研究では、死亡率への効果に疑問を提言していたために、今回はより大きなデータサイズによって検証を行う。
- データとして大規模な連邦調査データと死亡に関するデータをリンクしてDDを行う。

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- データの選択として、
- ACAによるMEDICAIDの拡大があった州となかった州の高齢者のみとした。
- するとACAの拡大の結果、DDの結果としては年間死亡率が0.13%ポイント低下の効果があり、単純に抽出した平均だと9.3%低下している。
- →この効果は疾患に関する死亡が減少したことで時間とともに効果が大きくなる。
- 値だけ見ると、MEDICAIDは生命を救ったことになる。

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- DDだけでなく、その信用度のために、処置前の動態を検証する。
- 処置前後期間について、95%の信頼区間を持つ回帰分析をプロットした。

$$Y_{its} = \gamma_s + \lambda_t + \sum_{\tau=-q}^{-1} \gamma_{\tau} D_{s\tau} + \sum_{\tau=0}^m \delta_{\tau} D_{s\tau} + x_{ist} + \varepsilon_{ist}$$

- Q、Mについて前者は先行効果で後者は処置後効果を含むための文字である。
- 信頼区間のプロットを用いて、以下の3つのグラフ見てみる
 - 1 MEDICAIDの受給資格者
 - 2 MEDICAIDの適用率
 - 3 無保険者の割合

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- MEDICAIDの受給者
- 増加を表している。
- 処置前の値が0で標準誤差も小さく処置群と対照群の差がゼロと言える
- 受給資格を得る確率は0.4に急上昇して、0.3~0.35区間は信頼区間外である
- →MADICADE拡大が要因ではないか

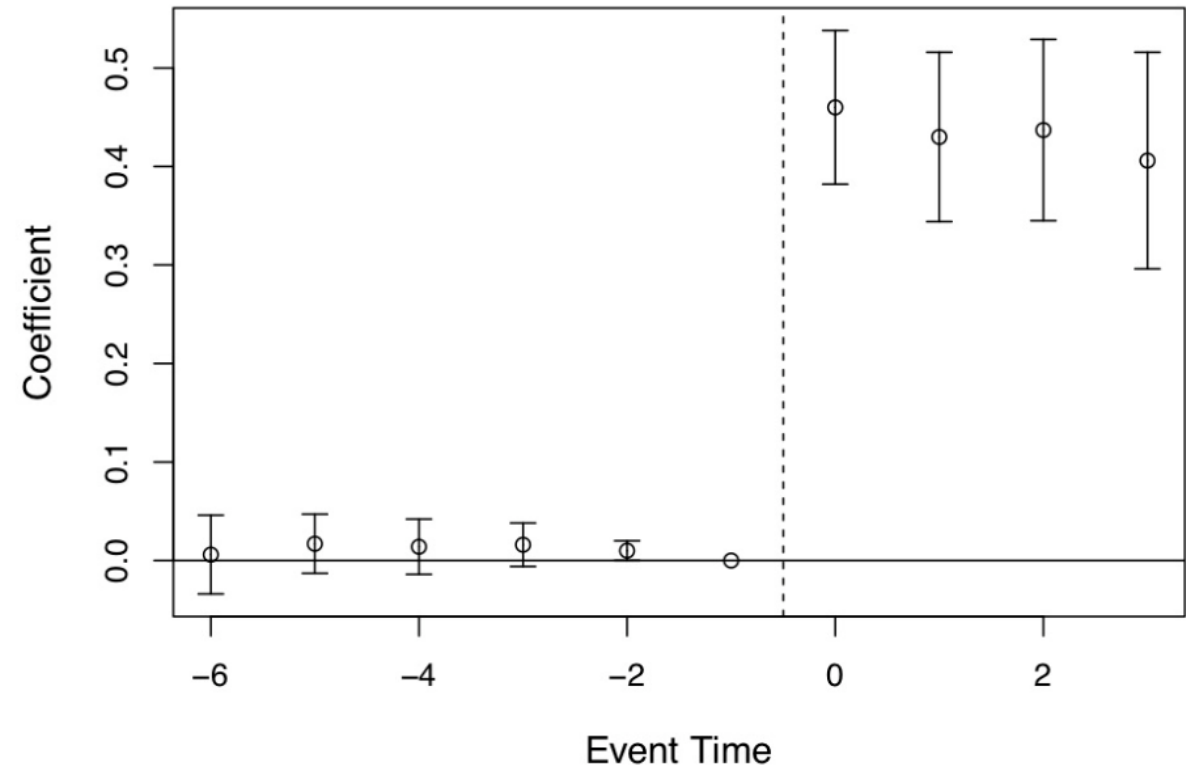


Figure 9.4: Estimates of Medicaid expansion's effects on eligibility using leads and lags in an event study model. Reprint from Miller et al. (2019).

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- MEDICAIDの適用範囲
- 増加を表している。
- 処置前の値が0で標準誤差も小さく
処置群と対照群の差がゼロと言える
- 処置後は処置群と対照群の乖離が
見られる
- →MADICADE拡大が要因ではないか

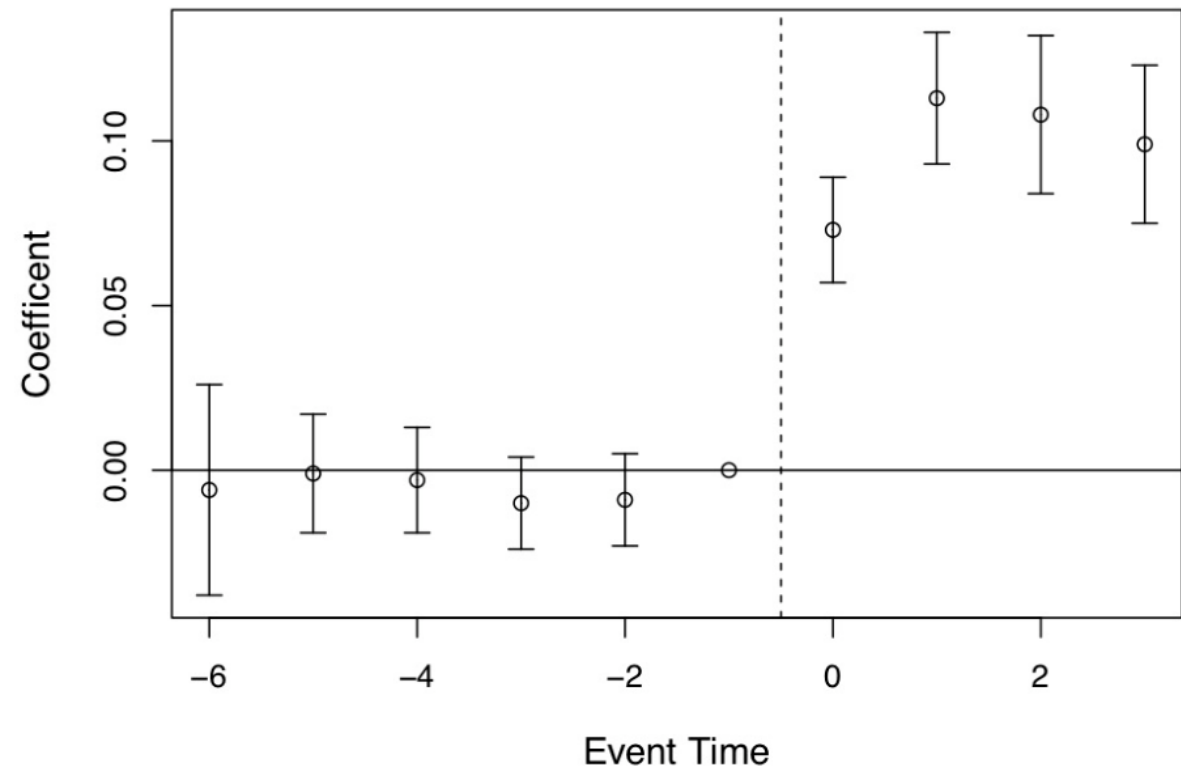


Figure 9.5: Estimates of Medicaid expansion's effects on coverage using leads and lags in an event study model. Reprint from Miller et al. (2019).

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- 無保険率
- 減少を表している。
- 処置前の値が0で標準誤差も小さく
処置群と対照群の差がゼロと言える
- 処置後は処置群と対照群の乖離が見られる
- →MADICADE拡大が要因ではないか

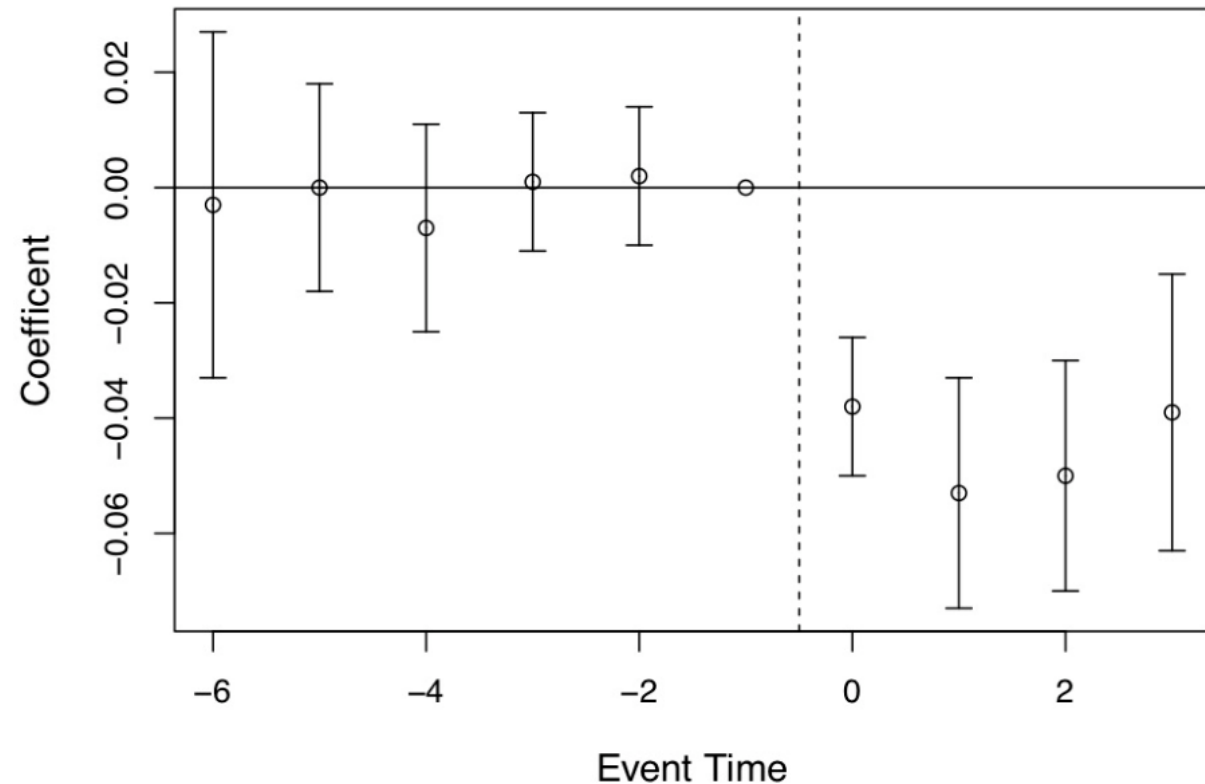


Figure 9.6: Estimates of Medicaid expansion's effects on the uninsured state using leads and lags in an event study model. Reprint from Miller et al. (2019).

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- 視覚的判断がそのまま、パラレルトレンドの証明になっているわけではない。
- しかし、実際にプロットを行ったものを見ると何かしらの説得力を感じる
- 説明変数と被説明変数のみの関係だけでなく
- 説明変数によって引き起こされる他の変数との相関をプロットして視覚的判断可能状態にすると
- 行わなかったときよりもMEDICAIDの拡大が効果を及ぼしていると少なからず確証が持てる

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- 拡大州の死亡率の非拡大州に対する変化
- 減少を表している。
- 処置前の値が0で標準誤差も小さく処置群と対照群の差が小さいと言える
- 処置後は処置群と対照群の乖離が見られる

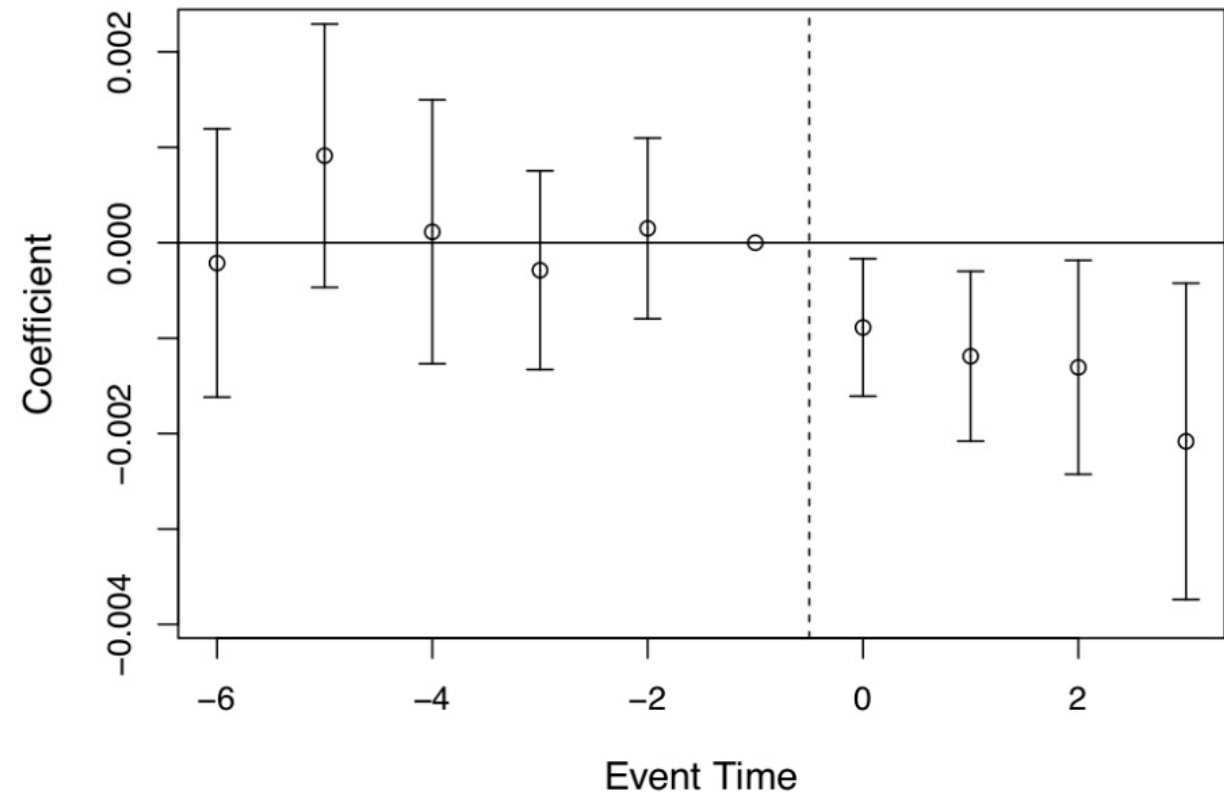


Figure 9.7: Miller et al. (2019) estimates of Medicaid expansion's effects on on annual mortality using leads and lags in an event study model

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- 4つのイベントスタディのプロットによって分かったこと
- ACAによって、MEDICAIDは拡大して、大規模な人々がMEDICAIDの受給資格を得た。
- それに伴い、彼らはMEDICAIDに登録して、無保険率が減少した。
- その結果として実際に死亡率の低下を値として導出している。
- これは高齢者が保険加入によって、命にかかわる病気の治療を受けるようになったことや早期発見などが要因と結論付けている。

9.4.3 AFFORDABLE CARE ACT, EXPANDING MEDICAID AND POPULATION MORTALITY

- まとめ
- DDの真偽を問う確実な方法はない
- しかし、二次的な被説明変数以外の説明変数に影響される変数を用いてイベントスタディを行うことで少なからず行わないよりは確証が持てる。
- ただ、ギャンブラーズファラシーの可能性もあることも忘れてはならない