

Staggered DIDの近年の動向 ～ 問題と対策 ～

小西祥文
慶應義塾大学

第24回労働経済学コンファレンス
Tutorial Session

2021.9.14

※ご自身の学習用でのみ利用可能です。商用利用・転用はお控え下さい。
よりadvancedな内容を含む補足資料版をご希望の方は直接ご連絡下さい。

Disclaimer



- 主要な7つの文献(の一部)のみカバー
- 実証研究者向け(証明無し)
- 仮想例は Baker *et al.* (2021) に依拠

Disclaimer

英語 & 計量理論に自信がある人は、
元論文 or セミナー動画を！

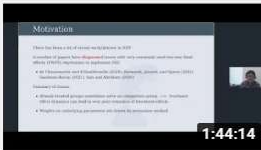


Taylor Wright
チャンネル登録者数 317人

登録済み

ホーム 動画 再生リスト チャンネル フリートーク 概要

アップロード動画 ▶ すべて再生



Brantly Callaway
"Difference-in-Differences..."
270 回視聴 • 1 週間前



John Gardner "Two-stage differences in differences"
261 回視聴 • 1 か月前



Kyle Butts "Difference-in-Differences with Spatial..."
181 回視聴 • 1 か月前



Kirill Borusyak "Revisiting Event Study Designs: Robu..."
983 回視聴 • 2 か月前



Akash Issar presents "Two-way fixed effects estimato..."
411 回視聴 • 2 か月前



Kirill Borusyak "Revisiting Event Study Designs: Robu..."
983 回視聴 • 2 か月前



Akash Issar presents "Two-way fixed effects estimato..."
411 回視聴 • 2 か月前



Pedro H.C. Sant'Anna "Difference-in-Differences..."
1820 回視聴 • 2 か月前



Jonathan Roth "Testing and Sensitivity Analysis for..."
911 回視聴 • 3 か月前



Andrew Goodman-Bacon "Difference-in-Differences..."
2619 回視聴 • 3 か月前

What Is Staggered DID?

- 処置のタイミングが異なるDID
 - 異なる観測体が異なる時点で処置を受ける
 - 処置は(分析期間中)継続 ($D_t \geq D_{t-1}$)
 - × : On/Off の切替えが起こる場合
 - ⇒ de Chaisemartin-D'Haultfoeulle (AER, 2020)
- 多くの分野の実証研究で使われている研究デザインの一つ
 - 労働 : Cengiz *et al.* (QJE, 2019), Dube *et al.* (REst, 2010)
 - ファイナンス : Beck *et al.* (JF, 2010)
 - 教育 : Bostwick *et al.* (AEJ:EP, 2021)
 - 環境 : Cicala (AER, 2021)

Staggered Designの例

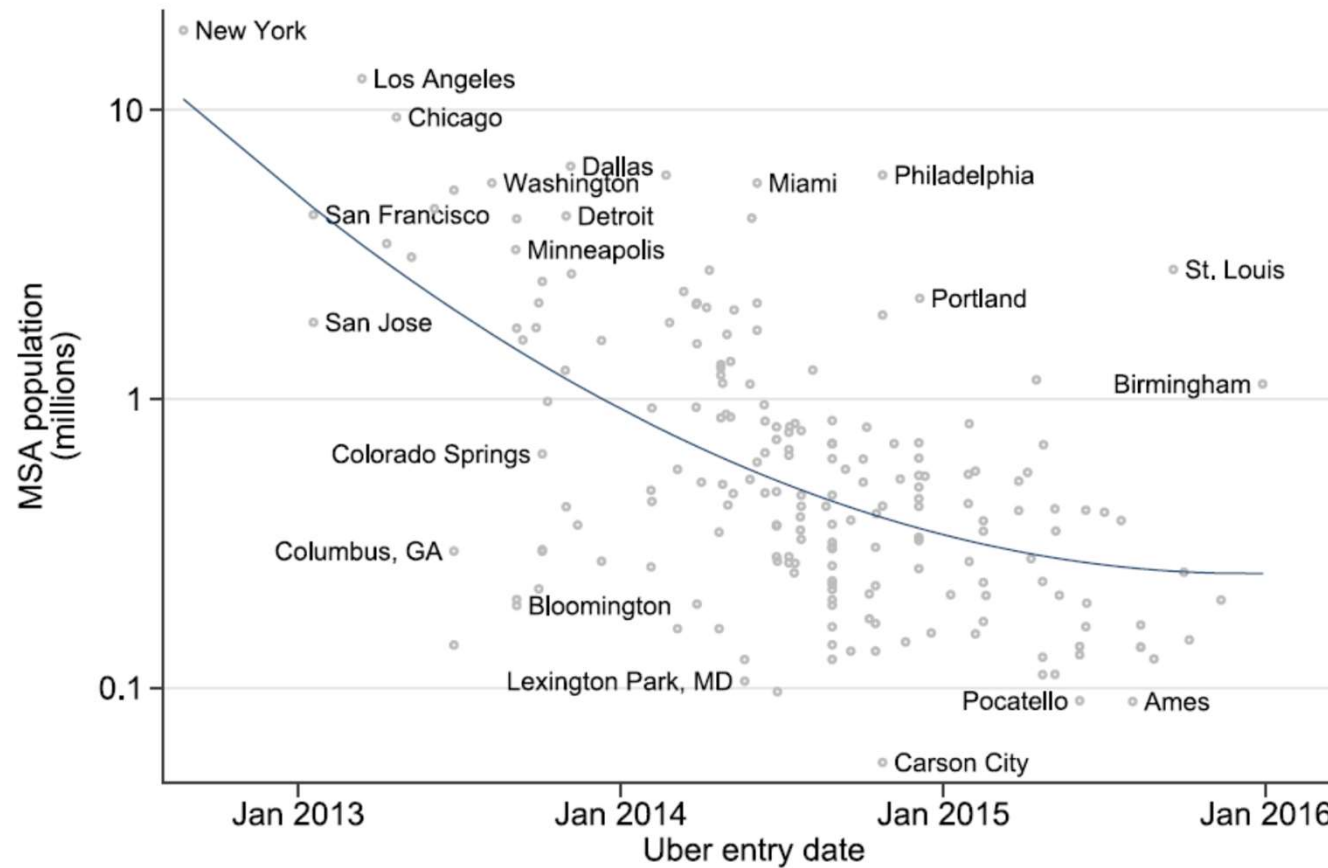


Fig. 5. Uber entry date by MSA population.

出所: Hall *et al.* (JUE, 2018)

これまでのアプローチ

- Two-way Fixed Effects (with or without controls)

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \delta D_{it} + \epsilon_{it} \quad (1)$$

- Event Study (with or without “centering”)

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \sum_{l \in L} \delta_l \mathbb{I}[t - k_i = l] + \epsilon_{it} \quad (2)$$

※1. “Dynamic treatment effects” と呼ばれる.

※2. L はLeads, Lagsの集合；多くの場合ベースを $l = -1$ とするため $l = -1 \notin L$ ；Never-treatedが存在しない場合，二つ除く必要.

Event Studyの例

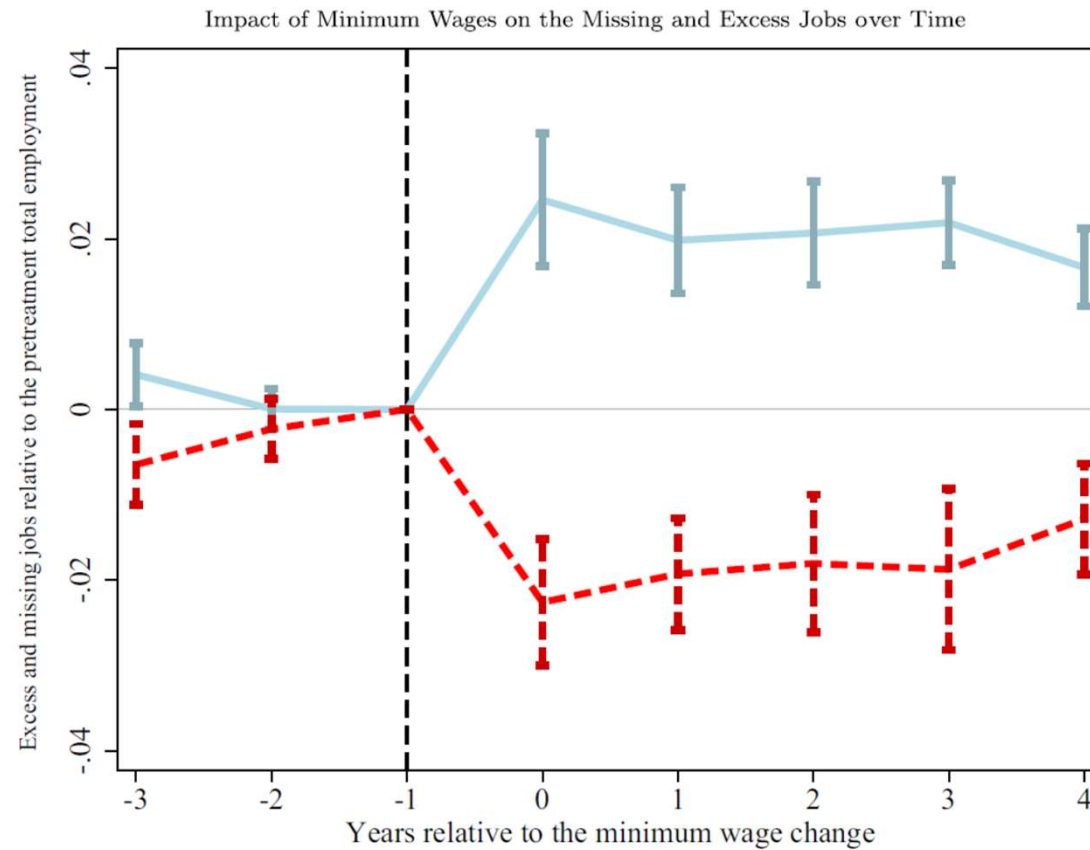


FIGURE III

Impact of Minimum Wages on the Missing and Excess Jobs over Time

出所: Cengiz *et al.* (QJE, 2019)

Preview

Q1. 平行トレンドの仮定の下では、TWFEはATTを正しく推定する？

⇒ × : 処置効果に異質性がある場合、常にバイアスが生じる。真の係数とは逆に推定されてしまうケースも。

Q2. Event studyを行えば、こういう問題は生じない？

⇒ × : Event studyにも同様に重大なバイアスが生じる。平行トレンドが成立しているのに、成立しないように推定されるケースも。

Q3. 問題が生じているかどうかの診断 (Diagnosis) は可能か？

⇒ Yes : Goodman-Bacon Decomposition (JE, 2021). R/Stata有り。

Q4. Diagnosisで問題を発見したら、対処可能か？

⇒ Yes : Callaway-Sant'Anna (JE, 2020) etc. R/Stata有り。

Q5. 実際の実証分析で注意すべき点は？

問題の整理

- これまで(1) (or (2))のATTパラメターを正しく推定するための条件として主に議論されていたのは次の三つ：

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \delta D_{it} + \epsilon_{it} \quad (1)$$

Parallel Trend：処置が無かった場合，処置群と対照群は(観測不可能な要因に関して) 同じトレンドを持つ．

No Anticipation：処置を予測して処置群への効果が生じない．

No Spillover：処置群と対照群の間に相互作用が存在しない（SUTVAの仮定と言われる場合も）．

問題の整理

- 新しい問題(?) : 処置効果に異質性が存在し, 処置タイミングと相関していたら? (例: 規制緩和は効果が高い地域から?)

$$Y_{gt} = \alpha_g + \lambda_t + \delta_g D_{gt} + \epsilon_{gt} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow E[Y_{gt}|D_{gt}] &= \alpha_g + \lambda_t + E[\delta_g|D_{gt} = 1]D_{gt} \\ &\quad + E[\epsilon_{gt}|D_{gt}] + \{\delta_g - E[\delta_g|D_{gt} = 1]\}D_{gt} \end{aligned}$$

$$\Rightarrow E[\epsilon_{gt}|D_{gt}] = 0 \text{ であったとしても, 最後の項が残ってしまう.}$$

- ATT(= $E[\delta_g|D_{gt} = 1]$)が正しく推定される条件は?
①効果が同質的 or ②処置が異質性と無相関 (Gardner, 2021).

何が新しいのか？

Q1. 平行トレンドの仮定の下では，TWFEはATTを正しく推定する？

⇒ ×：処置効果に異質性がある場合，常にバイアスが生じる．**真の係数とは逆に推定されてしまうケースも（バイアスの重大性）**．

Q2. Event studyを行えば，こういう問題は生じない？

⇒ ×：Event studyにも同様に重大なバイアスが生じる．**平行トレンドが成立しているのに，成立しないように推定されるケースも（Pre-trend Checkの信頼性）**．

Q3. 問題が生じているかどうかの診断（Diagnosis）は可能か？

⇒ Yes：**Goodman-Bacon Decomposition (JE, 2021)**. R/Stata有り．

Q4. Diagnosisで問題を発見したら，対処可能か？

⇒ Yes：**Callaway-Sant'Anna (JE, 2021) etc.** R/Stata有り．

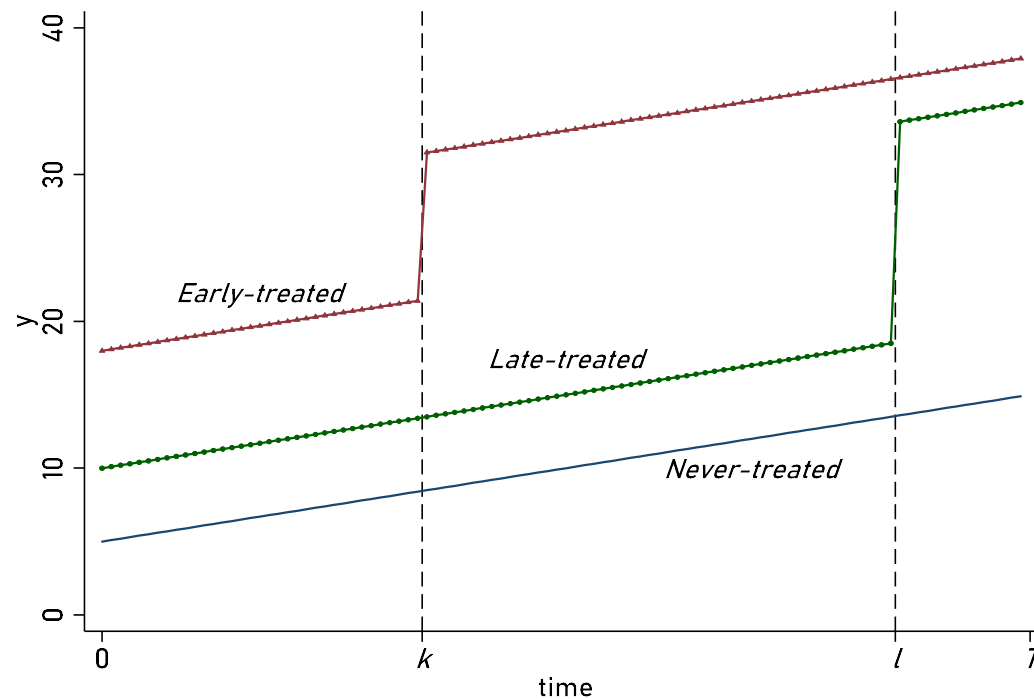
Q5. 実際の実証分析で注意すべき点は？

なぜ重大なバイアスが生じるのか？

定理 (Theorem 1, Goodman-Bacon, JE, 2021)

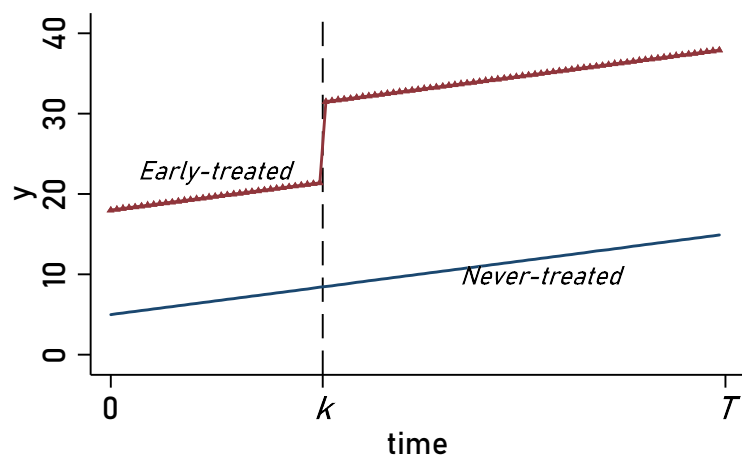
式(1)のTWFE-DID推定量 $\hat{\delta}^{TWFE}$ は全ての 2×2 DIDの加重平均となる：

$$\hat{\delta}^{TWFE} = \sum_{k \neq u} s_{ku} \hat{\delta}_{ku}^{2 \times 2} + \sum_{k \neq u} \sum_{l > k} [s_{kl}^k \hat{\delta}_{kl}^{2 \times 2, k} + s_{kl}^l \hat{\delta}_{kl}^{2 \times 2, l}] \quad (4)$$

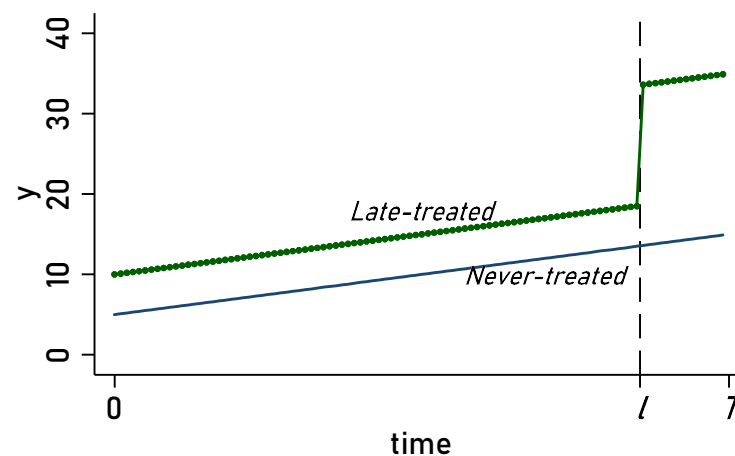


なぜ重大なバイアスが生じるのか？

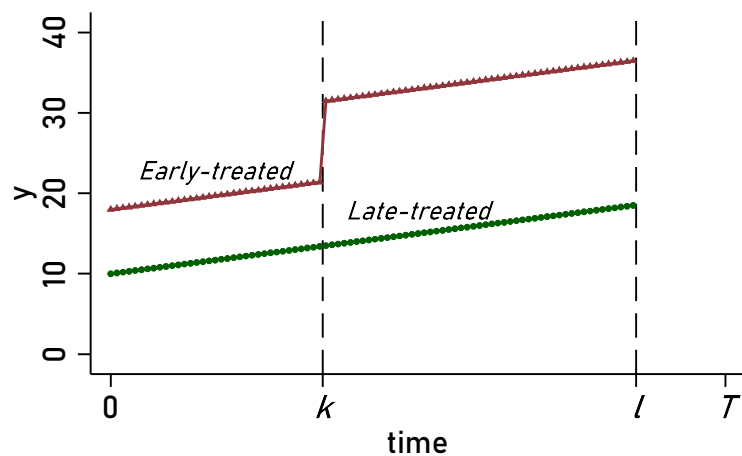
A. Early vs. Untreated Groups



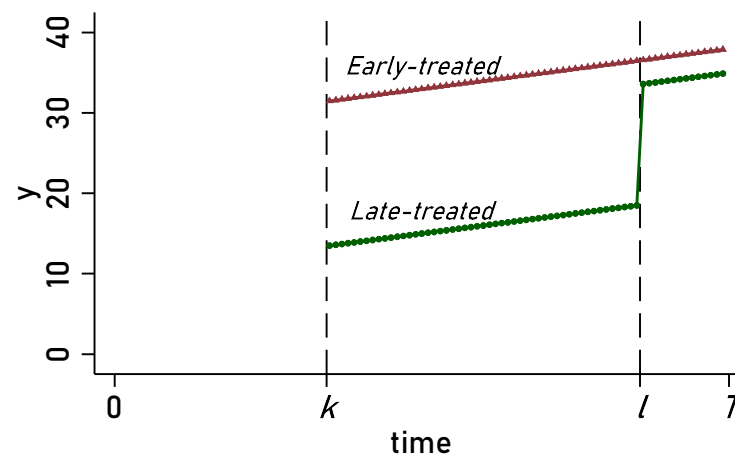
B. Late vs. Untreated Groups



C. Early vs. Late Groups



D. Late vs. Early Groups



なぜ重大なバイアスが生じるのか？

- Baker *et al.* (2021) の仮想例
 - $T = 36$: 1980~2015
 - 処置タイミング : 1989, 1998, 2007
 - $N = 1000$ firms $\Rightarrow i$ randomly assigned to $\{G_{89}, G_{98}, G_{07}\}$
 - $\alpha_i, \lambda_t, \epsilon_{it} \sim N(0, 0.5^2)$

- Case 1 : 処置効果は同質的, No Dynamic Treatment Effect

$$\text{DGP: } y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \tau D_{it} + \epsilon_{it}, \tau \sim N(3, 0.2^2)$$

- Case 2 : 処置効果は異質的, Dynamic Treatment Effect

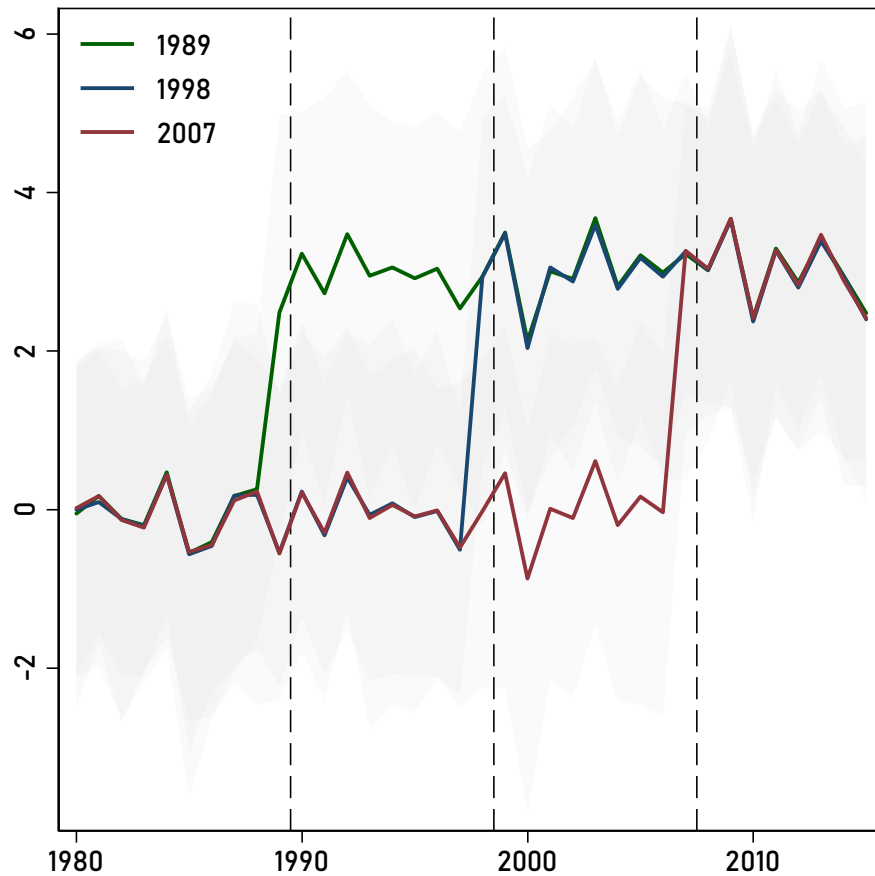
$$\text{DGP: } y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \tau_g D_{it} + \epsilon_{it}$$

$$\tau_g \sim N(\delta_g \times [T - g], 0.2^2 \times [T - g])$$

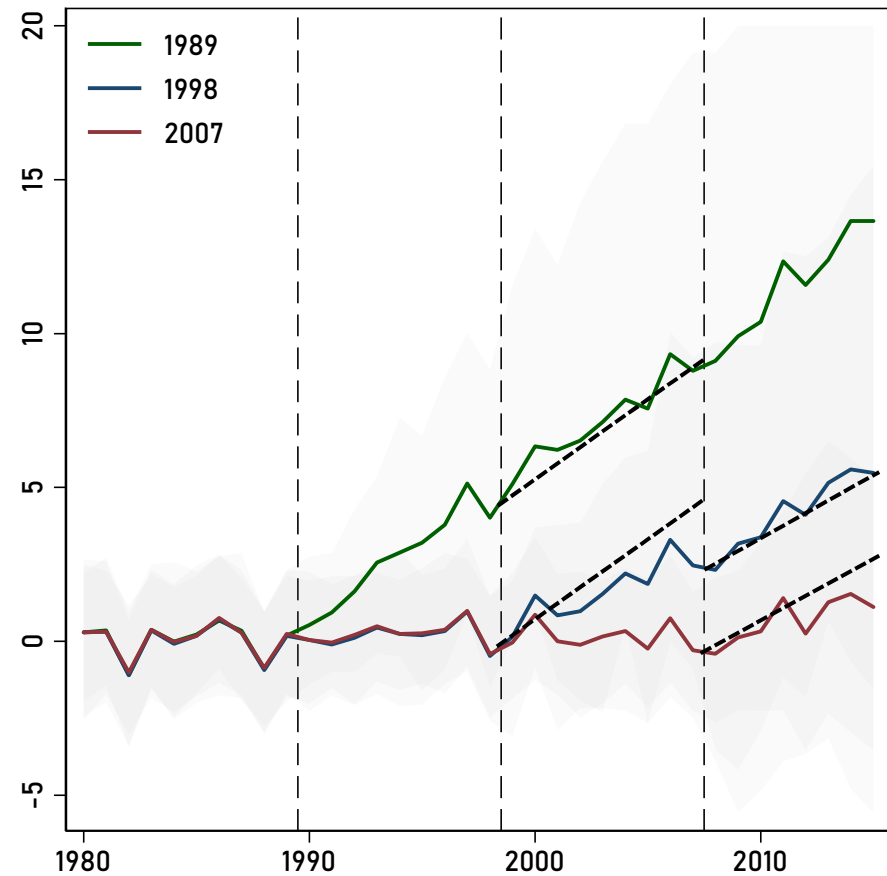
$$\delta_{89} = 0.5, \delta_{98} = 0.3, \delta_{07} = 0.1$$

なぜ重大なバイアスが生じるのか？

Case 1. Homogeneous/No Dynamic Effect
(Simulation 3 in Baker *et al.*)

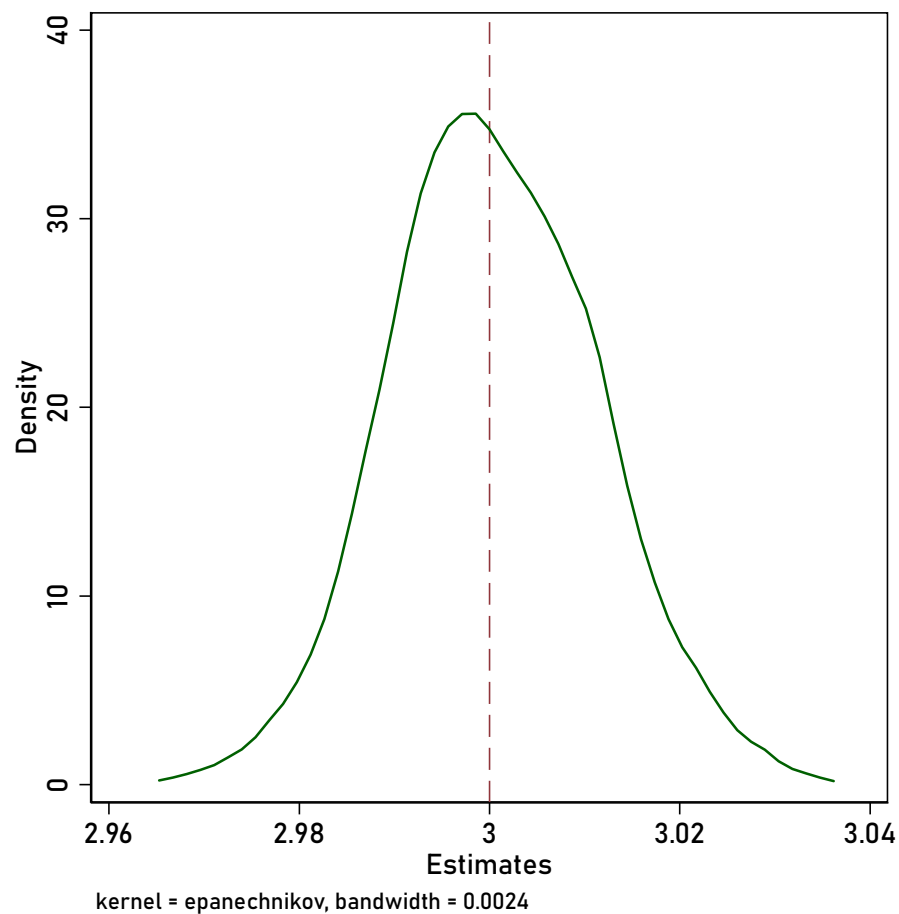


Case 2. Heterogeneous/Dynamic Effect
(Simulation 6 in Baker *et al.*)

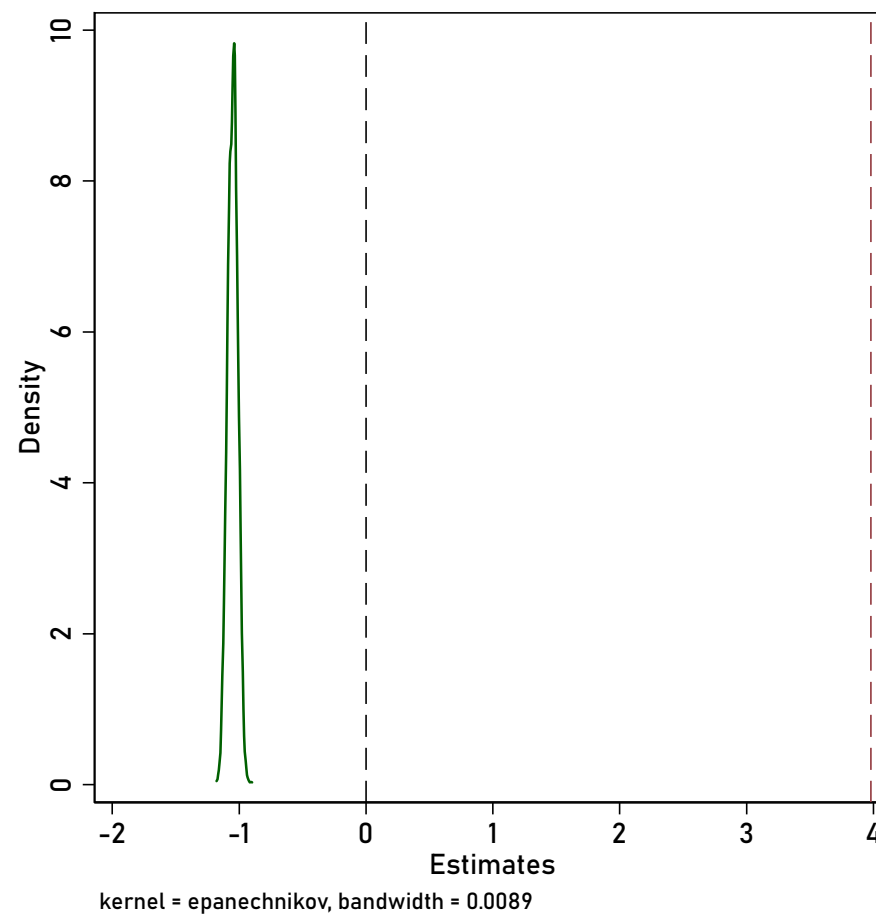


真のATTと逆になるケースも

Case 1. Homogeneous/No Dynamic Effect
(Simulation 3 in Baker *et al.*)



Case 2. Heterogeneous/Dynamic Effect
(Simulation 6 in Baker *et al.*)



註: Baker *et al.* (2021) Figure 3 (ii) (Simulation 6) と微妙に異なる.

問題の診断は可能？

Goodman-Bacon (JE, 2021)

TWFE-DID推定量 $\hat{\delta}^{TWFE}$ の確率収束先は(5)のように表現できる.

$$plim_{N \rightarrow \infty} \hat{\delta}^{TWFE} = VWATT + VWPT - \Delta ATT \quad (5)$$

- $VWATT$: 各処置タイミング・グループ k , 処置期間(window) W ごとに定義される $ATT_k(W)$ の加重平均.

$$ATT_k(W) = \frac{1}{T_W} \sum_{t \in W} E[Y_{it}(k) - Y_{it}(0) | t = k]$$

- $VWPT$: 各処置タイミング・グループ k , 処置期間(window) W ごとに定義されるPT項の加重平均.
- ΔATT : 各処置タイミング・グループ k の処置window間の ATT_k の差の加重平均.

問題の診断は可能？

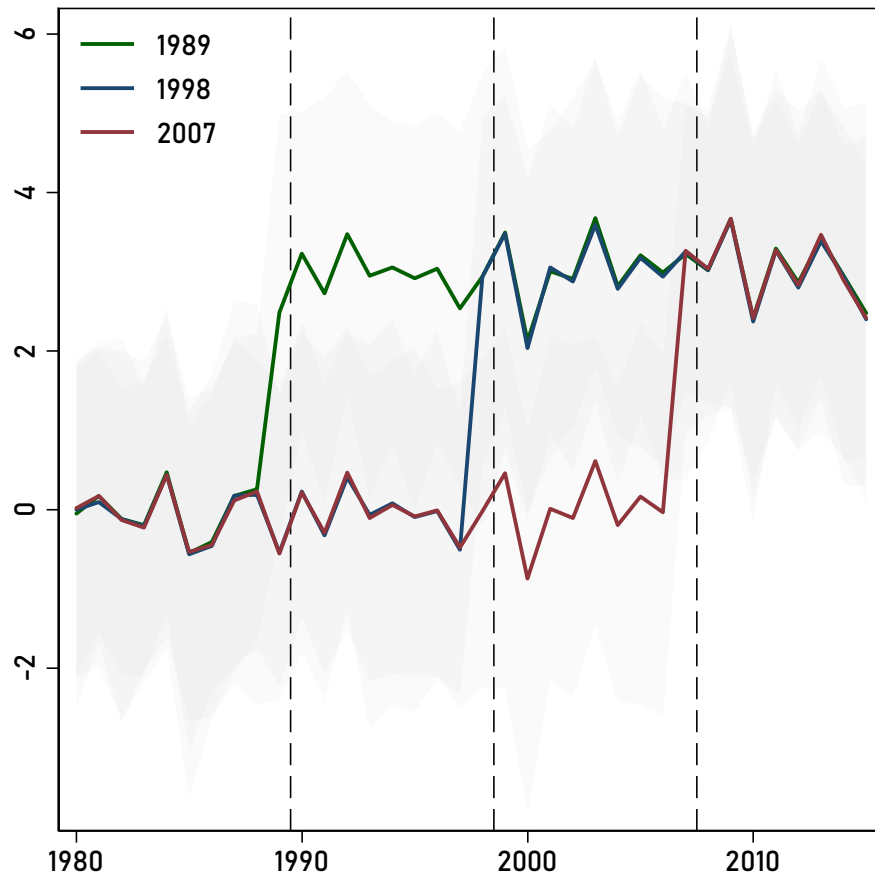
$$\text{plim}_{N \rightarrow \infty} \hat{\delta}^{TWFE} = VWATT + VWPT - \Delta ATT \quad (5)$$

分解定理より，次のことが分かる：

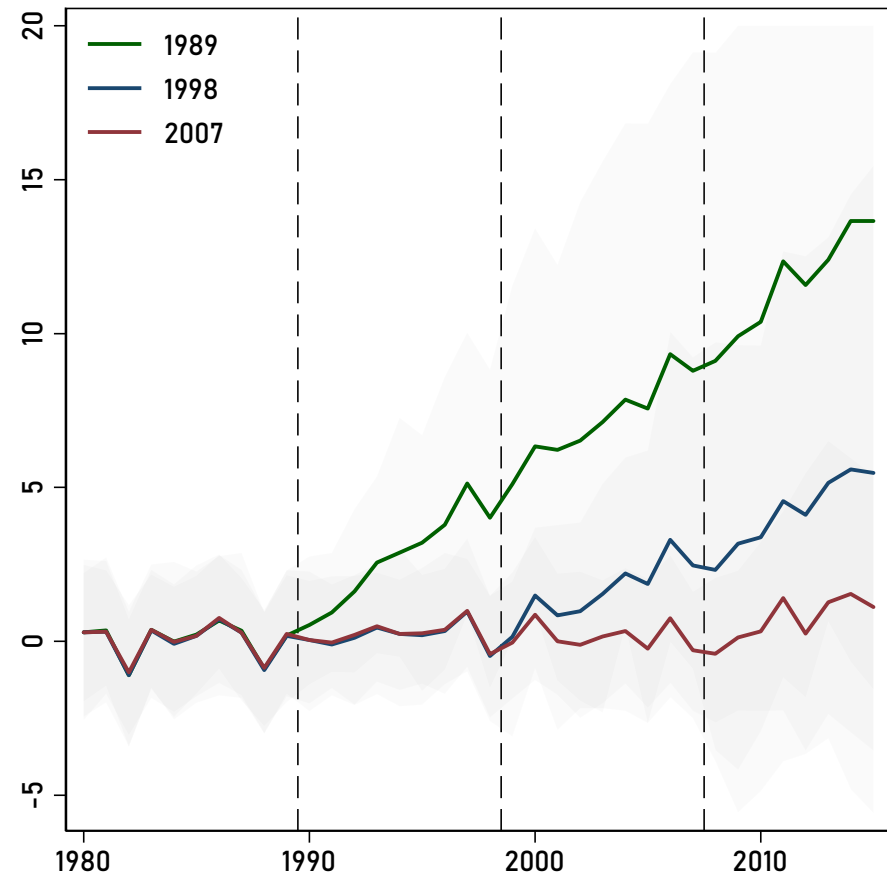
1. $\hat{\delta}^{TWFE}$ が正しくATTを推定するためには，平行トレンドの仮定が処置タイミングごとに成立している必要がある。
2. ($VWPT = 0$) ATTが同質的でかつdynamic effectも持たない場合， $\hat{\delta}^{TWFE} = ATT$.
3. ($VWPT = 0$) ATTが異質であるが dynamic effectは持たない場合， $\Delta ATT = 0$ となるが， $\hat{\delta}^{TWFE} = \sum_k n_k ATT_k$ とはならない（ $VWATT$ はtime share にも依存）。
4. ($VWPT = 0$) ATTが異質性と dynamic effectを持つ場合， $\Delta ATT \neq 0$ となり，early treated を実質的な対照群として使うことによるバイアスが生じる。

Goodman-Bacon Decomposition in Stata

Case 1. Homogeneous/No Dynamic Effect
(Simulation 3 in Baker *et al.*)

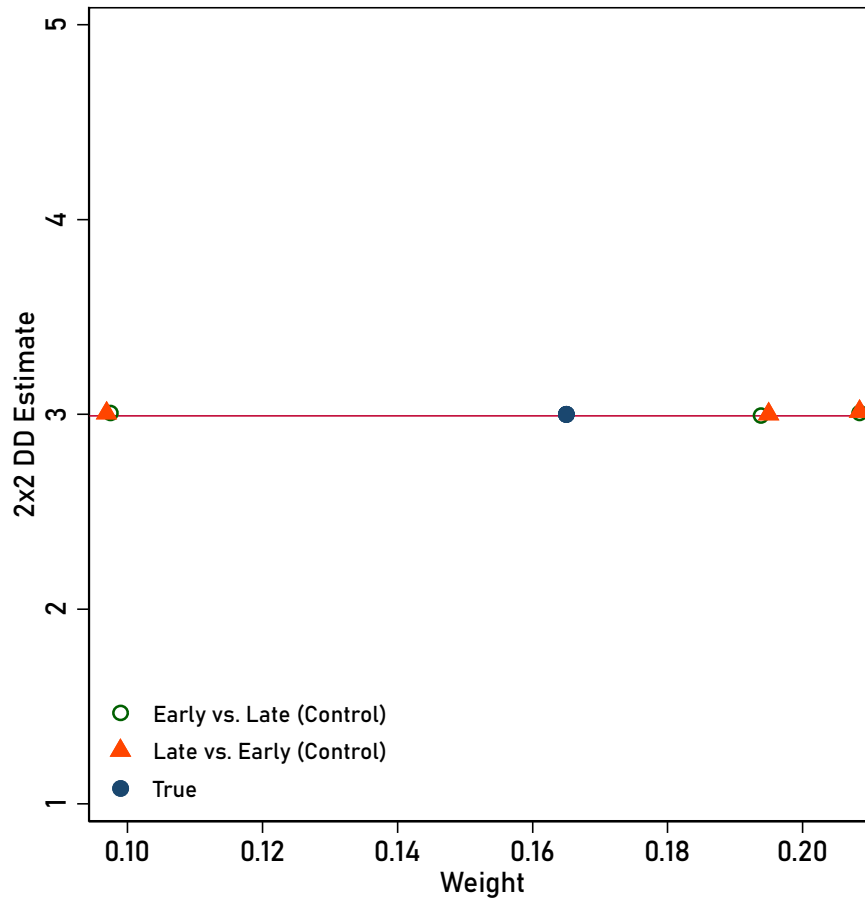


Case 2. Heterogeneous/Dynamic Effect
(Simulation 6 in Baker *et al.*)

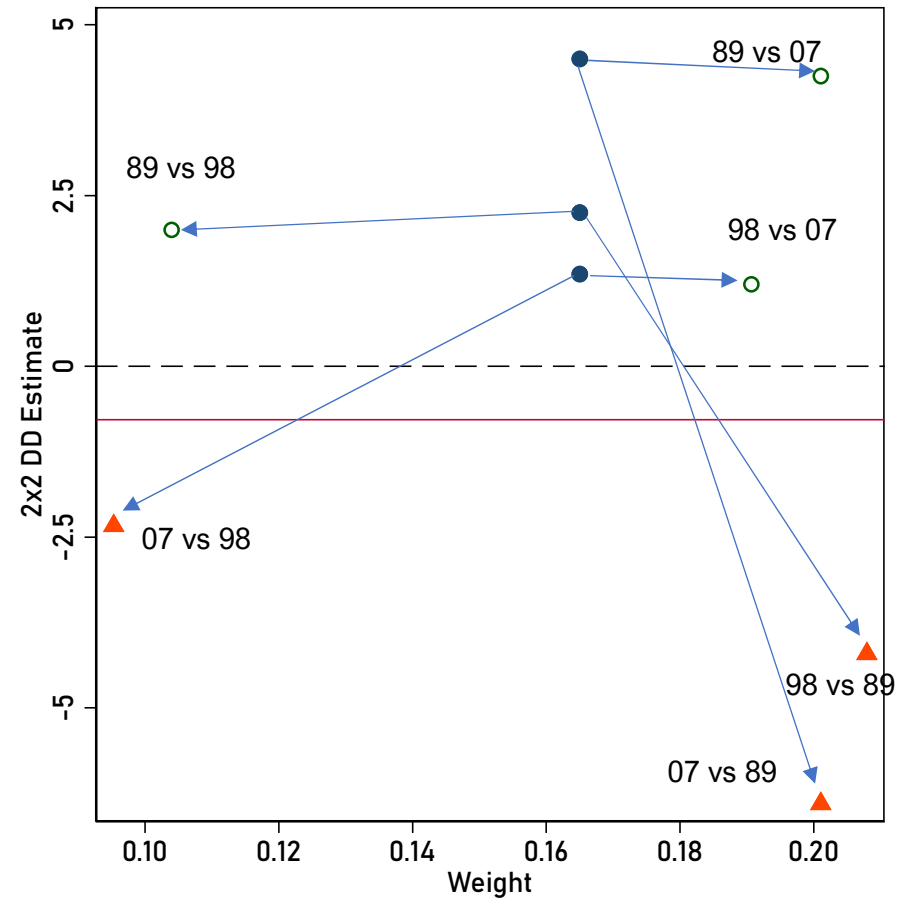


Goodman-Bacon Decomposition in Stata

Case 1. Homogeneous/No Dynamic Effect
(Simulation 3 in Baker *et al.*)



Case 2. Heterogeneous/Dynamic Effect
(Simulation 6 in Baker *et al.*)



Note 1 : 分かり易くするため, “True effect”はBaker *et al.* (2021)とは異なり, 真のATTのみをプロットしている.

Note 2 : 2007年の処置グループに関しては, 真の対照群として使用できるグループが存在しないため, 推定値が存在しない点に注意.

Event Studyで問題は解決する？

- 式(1)のTWFE-DIDの問題は、(i) 単一の推定量を推定、(ii) 処置タイミングを基準化していない。

⇒ Event study であれば問題を解決するのでは？

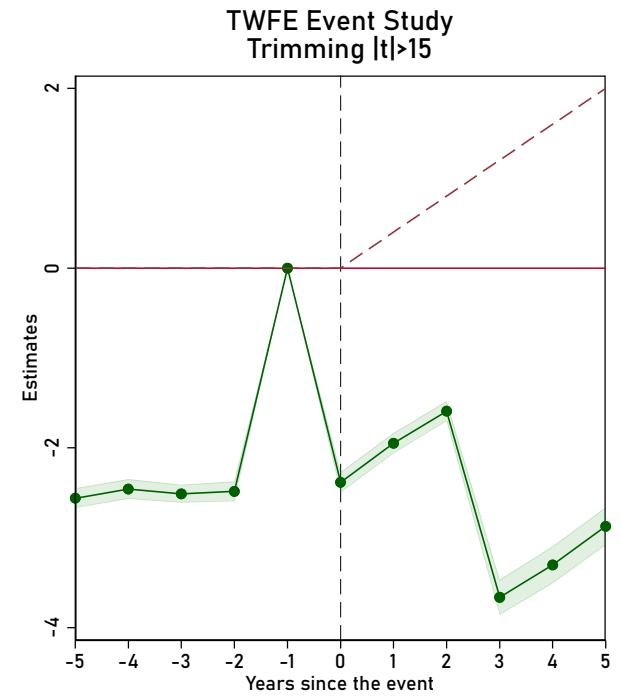
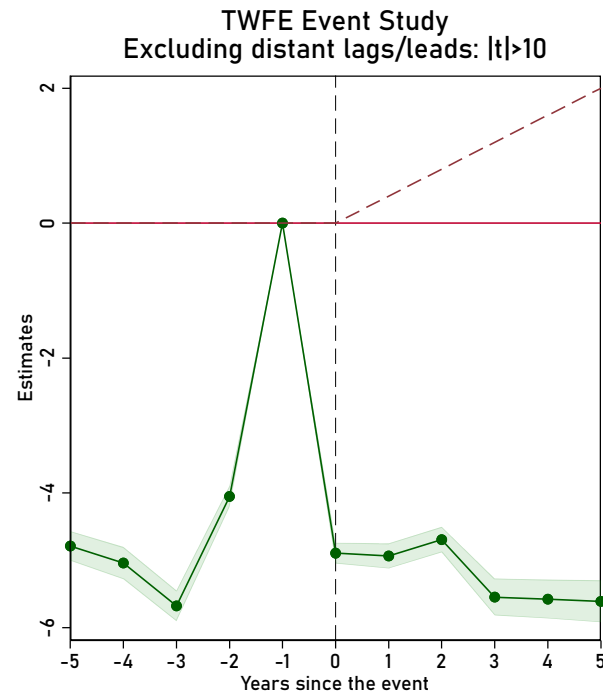
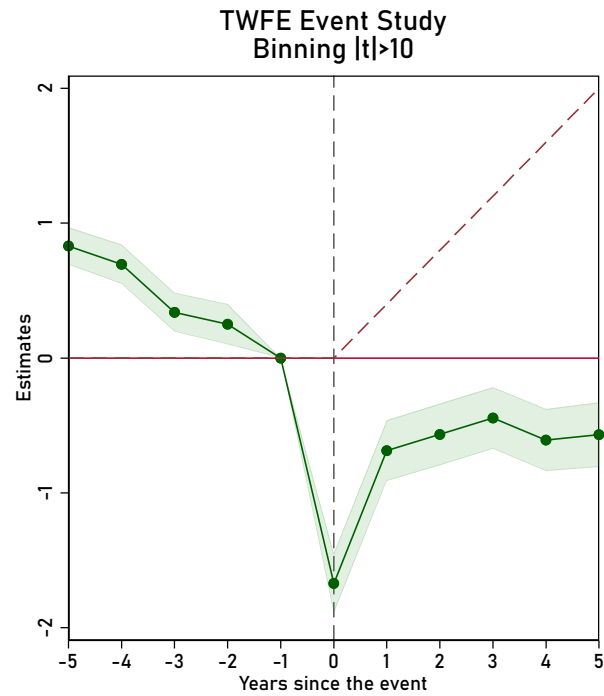
命題 (Proposition 1, Sun-Abraham, 2020)

各期 l のEvent studyのEstimand (被推定量) δ_l^{ES} は、全ての期、全ての処置グループの処置効果(dynamic effects)の線形結合として表される(詳細は資料編)。

- ※1. 「全ての期」には Event study の対象期間から外した期間も含まれてしまう。
- ※2. 線形結合の「weight」にはマイナスも含む。他の期間の処置効果が差引かれる“negative weight”となる場合も。
- ※3. 論文では、各期 l では無く各window g に対する命題として示されているが、式(2)に合わせて解釈している。

TWFE Event Study

(Case 2：処置効果が異質的かつDynamicなケース)



対処法は？

1. Stacked Regression approach (Cengiz *et al.*, QJE, 2019)
2. Sun-Abraham estimator (JE, 2020)
3. Callway-Sant'Anna estimator (JE, 2020)
4. de Chaisemartin-D'Haultfoeuille estimator (AER, 2020)
5. Two-step DID estimator (Gardner, 2021; Powell, 2021)
6. Imputation-based estimator (Borusyak, Jaravel, Spiess, 2021)
7. Two-Way Mundlak Regression (Wooldridge, 2021)

対処法は？

1. Stacked Regression approach (Cengiz *et al.*, QJE, 2019)

- ① Event timing ごとに“クリーンな2×2 DIDデータセット”を作成 (各グループに対してnot-yet treatedのみを対照群として使用).
- ② これらをデータセットをstackし, 推定用データセットを作成.
- ③ Stacked dataにfully saturated event-study DIDを適用する：

$$Y_{itk} = \alpha_{ik} + \lambda_{tk} + \sum_{l \in L} \delta_l \mathbb{I}[t - k = l] + \epsilon_{itk} \quad (6)$$

※. Fixed effectsをevent timingごとに入れる以外, 通常のevent-study DIDと同じ. 異なるのは, event timingごとにクリーンなデータセットを作成する点.

対処法は？

2. Sun-Abraham Estimator (JE, 2020)

- ① (Full data setに対して) Event timingグループを表すダミーとの交差項を入れたevent-study DIDを推定：

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \sum_{k \notin C} \sum_{l \neq -1} \delta_{l,k} \mathbb{I}[G_k = k] \mathbb{I}[t - k = l] + \epsilon_{it} \quad (7)$$

- ② Dynamic treatment effects ATT_l を，次のように推定：

$$ATT_l = \sum_k n_{l,k} \hat{\delta}_{l,k}$$

※. (7)による推定は，実質的に never-treated のみを対照群として利用することになる．Never-treated が存在しない場合，last-treated を対照群として使用するため処置群に入れない．

対処法は？

3. Callaway-Sant'Anna Estimator (JE, 2020)

- (CPTが成り立つ時) ATTに関して、次の結果が成り立つ：

$$\begin{aligned} ATT(k, t) &\equiv E[Y_t^1 - Y_t^0 | X, G_k = 1] \\ &= E \left[\left(\frac{G_k}{E[G_k]} - \frac{\frac{p_k(X)C}{1-p_k(X)}}{E\left[\frac{p_k(X)C}{1-p_k(X)}\right]} \right) (Y_t - Y_{k-1}) \right] \quad (8) \end{aligned}$$

⇒ 式(8)を利用し、セミパラメトリックに推定； ATT_t に関しては、Sun and Abraham と同様.

※1. $G_k = 1$ if treated in $t = k$; $C = 1$ if never-treated.

※2. $p_k(X) = \Pr(G_k = 1 | X, G_k, C)$ (generalized propensity score) .

CS Estimatorの解説

共変量 X が無い場合 (PT) :

$$\begin{aligned}
 ATT(k, t) &= E \left[\left(\frac{G_k}{E[G_k]} - \frac{\frac{p_k(X)C}{1-p_k(X)}}{E\left[\frac{p_k(X)C}{1-p_k(X)}\right]} \right) (Y_t - Y_{k-1}) \right] \\
 &= E \left[\left(\frac{G_k}{E[G_k]} - \frac{C}{E[C]} \right) (Y_t - Y_{k-1}) \right] \\
 &= E[Y_t - Y_{k-1} | G_k = 1] - E[Y_t - Y_{k-1} | C = 1]
 \end{aligned}$$

$$ATT(k = 3, t = 5)$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{2}(5 - 1) + \frac{1}{2}(5 - 3) \\
 &\quad - \left\{ \frac{1}{2}(3 - 2) + \frac{1}{2}(2 - 2) \right\} \\
 &= \frac{1}{2}6 - \frac{1}{2} = \frac{5}{2}
 \end{aligned}$$

仮想例

Time	Never Treated		Early Treated		Late Treated
	C = 1		G ₃ = 1		G ₅ = 1
	A	B	C	D	E
1	2	2	4	3	3
2	2	2	1	3	3
3	4	4	5	4	4
4	2	4	2	1	1
5	3	2	5	5	4
6	1	4	2	5	6

対処法は？

4. de Chaisemartin-D'Haultfoeuille Estimator (AER, 2020)

- “joiners”と“leavers”に関して、次の推定量を定義：

$$ATT_+(t) \equiv \sum_{k:D_{k,t}=1, D_{k,t-1}=0} \frac{N_{k,t}}{N_{1,0,t}} (Y_{k,t} - Y_{k,t-1}) - \sum_{k:D_{k,t}=0, D_{k,t-1}=0} \frac{N_{k,t}}{N_{0,0,t}} (Y_{k,t} - Y_{k,t-1})$$

$$ATT_-(t) \equiv \sum_{k:D_{k,t}=1, D_{k,t-1}=1} \frac{N_{k,t}}{N_{1,1,t}} (Y_{k,t} - Y_{k,t-1}) - \sum_{k:D_{k,t}=0, D_{k,t-1}=1} \frac{N_{k,t}}{N_{0,1,t}} (Y_{k,t} - Y_{k,t-1})$$

$$\Rightarrow \delta^S = E \left(\sum_t \frac{N_{1,0,t}}{N_S} ATT_+(t) + \frac{N_{0,0,t}}{N_S} ATT_-(t) \right)$$

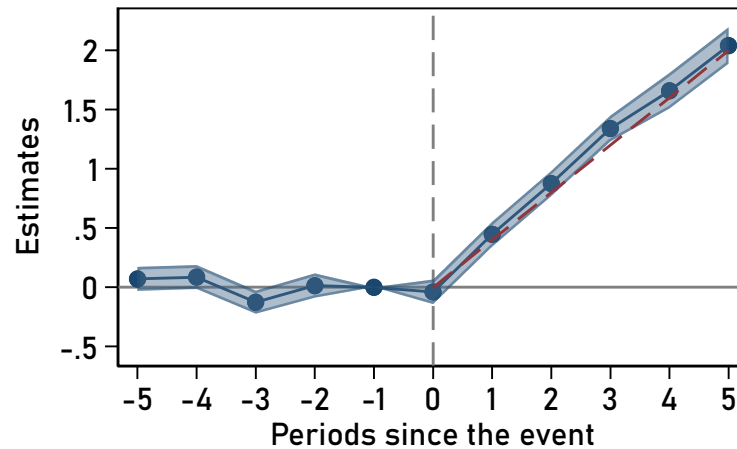
※1. $N_{a,b,t} = \sum_{k:D_{k,t}=a, D_{k,t-1}=b} N_{k,t}$; $N_{k,t}$ = # of obs. for k in t.

※2. 処置にOn/Offがない場合, $ATT_+(t)$ のみを使用.

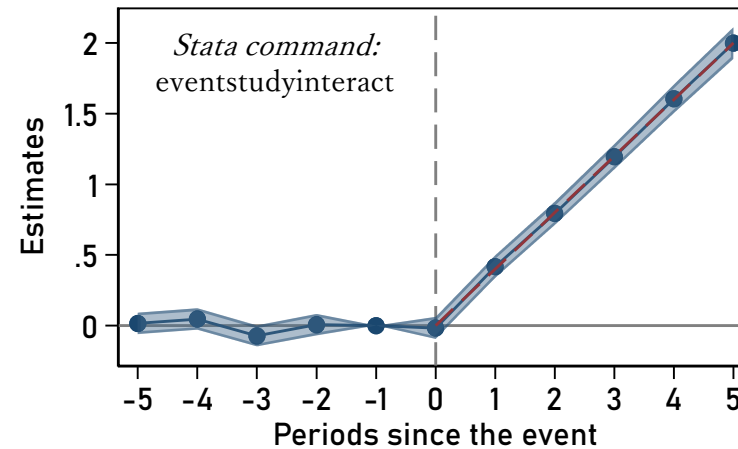
※3. Stataでは, CS estimator に比べかなり遅い (10分~15分).

Alternative Estimators in Stata

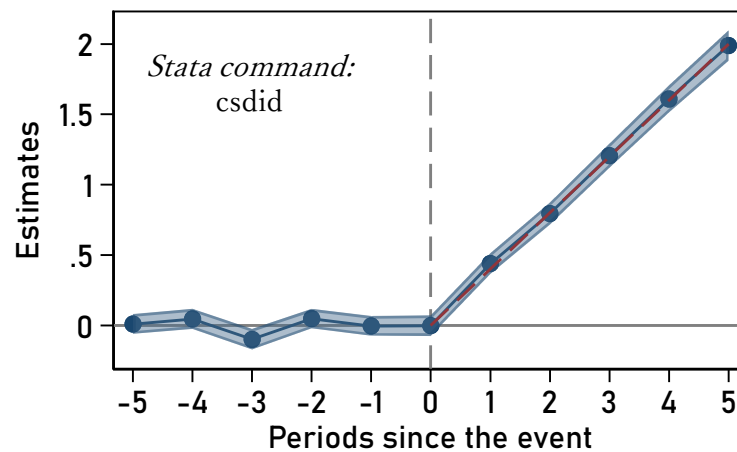
Stacked Regression



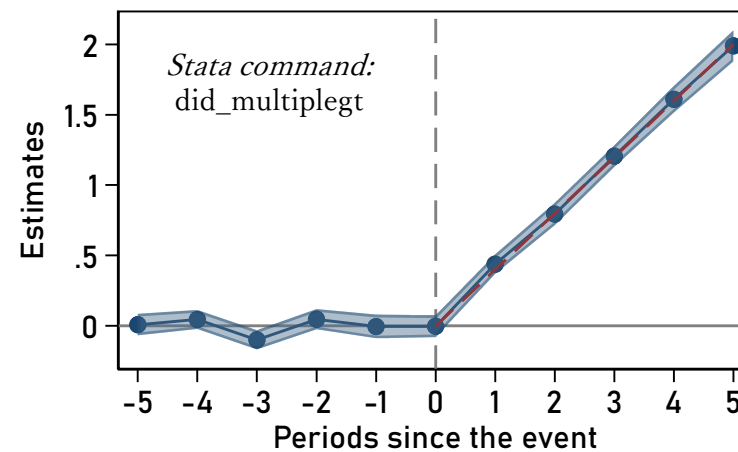
Sun and Abraham



Callaway and Sant'Anna



de Chaisemartin and D'Haultfoeuille



実証向け(実践的)アドバイス

1. 問題なのは「DIDの研究デザイン」ではなく「TWFE-DID estimator/specification」
 - 多くの場合 (DIDの三つの仮定が成り立っていれば) DIDの研究デザインは因果効果の識別・推定戦略として妥当.
 - 問題は, 処置(自然実験)が異なるタイミングで異なるグループに生じる場合, 単一のDIDパラメターを推定する方法では重大なバイアスが生じてしまう可能性:
 - 処置効果が同じ treatment profile を持っていればバイアスは生じない.
 - 処置効果が異なる場合, バイアスの大きさは:
Dynamic treatment effect > No dynamic effect

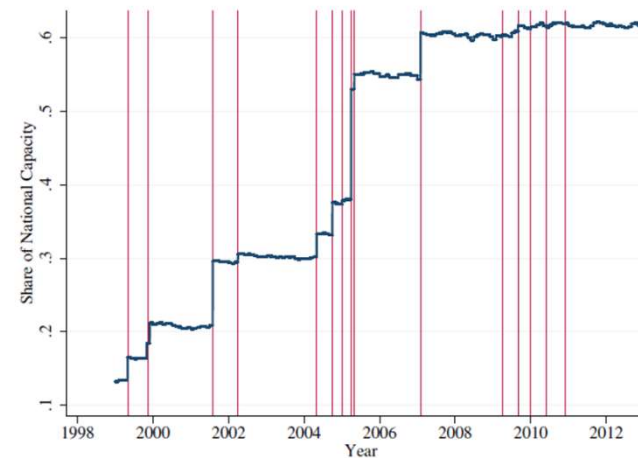
実証向け(実践的)アドバイス

2. 問題の根幹は「early treated units」を実質的な対照群として推定してしまっていること.

⇒ 必ず処置タイミングの分布をグラフ化して示すこと.

- Never treated (or not yet treated) が多いほど、バイアスのある推定値の重みは小さくなる.
- 処置を受けた観測体しか存在しないような期間をサンプルから除いて TWFEやEvent studyを推定し、推定値が大きく変化するか確認すること.

Figure 2. Share of U.S. Generating Capacity Dispatched by Markets



Note: Vertical red lines indicate dates of transition to market-based dispatch.

註: Cacala (AER, forthcoming).

実証向け(実践的)アドバイス

3. Event study は必須. 但し, 幾つかの注意が必要.

- 一般的に行われる Binning, Trimming, Excluding some lag/leads は様々な問題を生じさせてしまう.
 - Treatment profile が同質的であっても, Event study の推定にバイアスが生じる場合もある.
 - Treatment profile が同質的でない場合, Event study には重大なバイアスが生じる. Pre-trend が成立しているのに, 成立しないように推定されるケースも. (Sun-Abraham, 2020)
- コントロール変数は, 処置変数の性質を変化させてしまう. (Goodman-Bacon, 2021 ; Callaway-Sant'Anna, 2020)
 - ⇒ フルセットの relative time dummies + コントロール変数無しにして event study を行ってみる ; 大きな変化が無ければ good sign.

実証向け(実践的)アドバイス

4. 可能な限り Goodman-Bacon分解etc.による診断を行う.
 - Late treated vs. early treated の推定値をチェックし, 逆転現象が生じていないか注意.
 - 逆転現象が生じていなくても, 推定値が異なる場合は, sample share, time share による重み付けに注意.
5. より頑健な estimator による推定も行い, 推定結果の Robustness Check を行う.
 - シミュレーション結果を見る限り, 紹介した四つの推定量に大きな違いはない. 現状, 共変量がある場合にも利用できる Callaway-Sant'Anna estimator が最も汎用性が高い.
 - 処置に on/off がある場合は, de Chaisemartin-D'Haultfoeuille estimator が利用可能(但し, 共変量無し).

実証向け(実践的)アドバイス

6. 処置効果の異質性が明らかな場合、適切な“Aggregation”の方法を考える必要 (バイアスはweightingからも生じる).

- Group-specific 平均処置効果：

$$\hat{\theta}_k = \frac{1}{T - k + 1} \sum_{t \geq k} \widehat{ATT}_{t,k}$$

- Event time-specific 平均処置効果：

$$\hat{\theta}_l = \sum_k n_{l,k} \widehat{ATT}_{l,k}$$

- Overall 平均処置効果：

$$\hat{\theta}^* = \sum_k n_k \hat{\theta}_k$$

他に注意すべき点は？

Q1. ここまでの議論は、効果の異質性が処置タイミングに応じて生じているケース。処置タイミングとは無関係に異質性が生じている場合は？

⇒ Alternative estimators のアイデア利用。例：処置効果が異なると想定されるグループごとに“クリーンな”サンプルを作成し Stacked regression, or Interaction-weighted regression (cf. Wooldridge, 2021).

Q2. 処置が連続的である場合は？

⇒ 基本的に同様の問題、同様の対処法が存在する。しかし，“Level effect”と“Slope effect”が存在してしまうため、異質性が存在する場合、selection bias term が消えず因果効果を推定できない問題が生じる (Callaway *et al.*, 2021).

Q3. Time-varying な共変量が無いとPTが成り立たない場合は？

⇒ MHEで議論されているよりも深刻な問題が生じる(資料編).

- ΔX が内生的：DID-IVなど内生性への対処法を考える？
- ΔX が外生的：Two-step estimators (Gardner, 2021; Powell, 2021)?

DIDは今後も利用され続けるか？



Analisa Packham
@analysapackham



Based on the new econometrics literature, do you think researchers will still be using diff-in-diff in ten years?

[ツイートを翻訳](#)

Yes ☑

69.4%

No

6.9%

Show results

23.7%

1,342票 · 最終結果

午前2:39 · 2021年9月7日 · Twitter Web App

参考文献(1)

- * Baker, Andrew, David F. Larcker, Charles Wang (2021) How Much Should We Trust Staggered Difference-In-Differences Estimates? *ECGI Working Papers in Finance* (R&R at *Journal of Financial Economics*)
- Beck, Thorsten, Ross Levine, Alexey Levkov (2010) Big Bad Banks? The Winners and Losers from Bank Deregulation in the United States. *Journal of Finance*
- Borusyak, Kirill, Xavier Jaravel, Jann Spiess (2021) Revisiting Event Study Designs: Robust and Efficient Estimation. *Working paper*
- Callaway, Brantly, Andrew Goodman-Bacon, Pedro Sant'Anna (2021) Difference-in-Differences with a Continuous Treatment. *Working paper*
- * Callaway, Brantly, Pedro Sant'Anna (2020) Difference-in-Differences with Multiple Time Periods. *Journal of Econometrics*
- Cengiz, Doruk, Arindrajit Dube, Attila Lindner, Ben Zipperer (2019) The Effect of Minimum Wages on Low-wage Jobs. *Quarterly Journal of Economics*
- * de Chaisemartin, Clément, Xavier D'Haultfoeuille (2020) Two-Way Fixed Effects Estimators with Heterogeneous Treatment Effects. *American Economic Review*
- Gardner, John (2021) Two-stage Differences in Differences. *Working paper*

参考文献(2)

- * Goodman-Bacon, Andrew (2021) Difference-in-Differences with Variation in Treatment Timing. *Journal of Econometrics*
- Powell, D. (2021) Labor Supply Consequences of the Opioid Crisis. *Working paper*
- Roth, Jonathan, Pedro Sant'Anna (2021) Efficient Estimation for Staggered Rollout Designs. *Working paper*
- Sant'Anna, Pedro, Jun Zhao (2020) Doubly Robust Difference-in-Differences Estimators. *Journal of Econometrics*
- Śłoczyński, Tymon (2020) Interpreting OLS Estimands When Treatment Effects Are Heterogeneous: Smaller Groups Get Larger Weights. *Review of Economics & Statistics*
- * Sun, Liyang, Sarah Abraham (2020) Estimating Dynamic Treatment Effects in Event Studies with Heterogeneous Treatment Effects. *Journal of Econometrics*
- Wooldridge, Jeffrey M. Two-Way Fixed Effects, the Two-Way Mundlak Regression, and Event Study Estimators. *Working paper*
- R and Stata packages
<https://github.com/asjadnaqvi/Diff-in-Diff-Notes>
https://github.com/borusyak/did_imputation