

Évaluation d'Impact des Politiques Publiques Différences de Différences (DID)

Jean-Noël Senne

Université Paris-Saclay

Master 2
Aide à la Décision et Évaluation des Politiques Publiques (ADEPP)
2025 - 2026

Les contrefactuels erronés

- Rappelez-vous que le principe de base d'une méthode d'évaluation est de trouver ou de construire un contrefactuel qui n'est pas observé.
- Il existe deux contrefactuels 'naïfs' mais généralement **erronés** :
 - ① Comparaisons **traités vs. contrôles** (avec/sans)
⇒ **Biais de sélection**
 - ② Comparaisons **avant traitement vs. après traitement** (avant/après)
⇒ **Biais de tendance temporelle**
- ⇒ L'**estimateur Différence-de-Différences** ("diff-in-diff" ou DID) combine ces deux approches biaisées !
- **Hypothèse d'identification : Tendance parallèle ou commune** dans les résultats :

$$E(Y_{0t_1} - Y_{0t_0} | T = 1) = E(Y_{0t_1} - Y_{0t_0} | T = 0)$$

- En l'absence de traitement, l'évolution des résultats aurait été la même entre les traités et les contrôles (entre t_0 et t_1).
- Les **niveaux** contrefactuels de Y_0 peuvent être différents, mais leur **variation temporelle** est similaire.

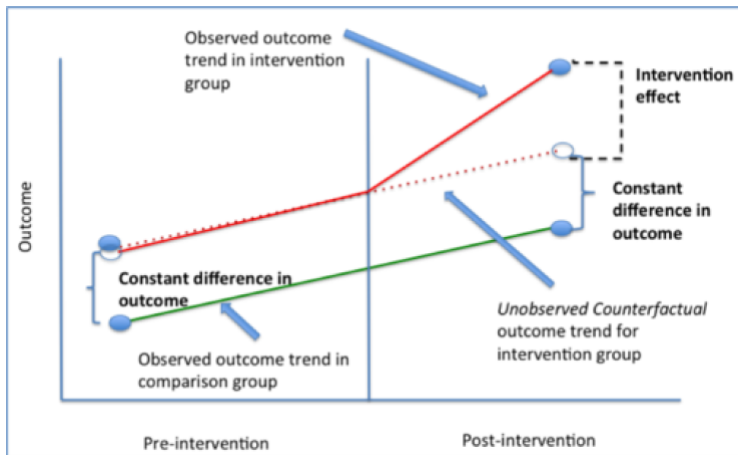
Quand deux erreurs donnent la solution...

- **Estimation DID** : Compare les différences dans les résultats **avant et après** traitement entre **traités et contrôles**

$$\begin{aligned} ATT &= E(Y_{1t_1} - Y_{0t_1} | T = 1) = E(Y_{1t_1} - \textcolor{red}{Y}_{0t_0} + \textcolor{red}{Y}_{0t_0} - Y_{0t_1} | T = 1) \\ &= \underbrace{E(Y_{1t_1} - Y_{0t_0} | T = 1)}_{\text{observé}} - \underbrace{E(Y_{0t_1} - Y_{0t_0} | \textcolor{red}{T} = \textcolor{red}{1})}_{\text{inobservé}} \\ &= \underbrace{E(Y_{1t_1} - Y_{0t_0} | T = 1)}_{\text{observé}} - \underbrace{E(Y_{0t_1} - Y_{0t_0} | \textcolor{red}{T} = \textcolor{red}{0})}_{\text{observé}} \end{aligned}$$

- La 1^{ère} **différence (avant/après)** élimine le biais de sélection (différences systématiques entre les deux groupes).
- La 2^{ème} **différence (traités/contrôles)** élimine le biais de tendance temporelle (si elle est similaire pour les deux groupes).

L'estimateur DID sur un graphique



Données pour une estimation DID

Pour utiliser les DID comme une stratégie robuste d'identification des effets causaux d'un traitement, les éléments de base nécessaires sont :

- ➊ Vous avez besoin de données avec une **dimension temporelle** (de panel ou coupes répétées).
- ➋ Vous avez à la fois des **individus traités et non-traités**, c'est-à-dire que le traitement (politique, programme, choc) n'affecte pas tout l'échantillon.
- ➌ Vous observez les individus (au moins une période) **avant** et (au moins une période) **après** le traitement.

⇒ **Comment l'estimation DID fonctionne-t-elle en pratique ?**

⇒ **Que peut-on apprendre des estimations DID ?**

⇒ **Dans quelle mesure les estimations DID sont-elles valides et robustes ?**

Plan

Le principe de base des DID

Estimateur DID dans le cadre d'une régression

La validité de l'estimateur DID

Le cas simple

Cadre DID le plus simple avec 2 groupes et 2 périodes

- Les 2 groupes sont les individus **traités** ($T = 1$) et **non-traités** ($T = 0$)
- Les 2 périodes sont **avant et après** le traitement :
 - ▶ $t = t_0$ avant que les individus soient traités
 - ▶ $t = t_1$ après que les individus sont traités
- Nous pouvons décomposer les **résultats potentiels** comme suit :
(\simeq **hypothèse de séparabilité** en données de panel) :

$$Y_{0it} = \gamma_i + \lambda_t + \epsilon_{0it}$$

$$Y_{1it} = Y_{0it} + \beta$$

où : γ_i est l'hétérogénéité inobservable invariante dans le temps

λ_t est la tendance temporelle

ϵ_{0it} sont des chocs spécifiques aux individus (avec une moyenne nulle)

β est l'effet du traitement

- Le **résultat observé** s'écrit :

$$Y_{it} = \gamma_i + \lambda_t + \beta T_{it} + \epsilon_{0it}$$

Formalisation de l'hypothèse d'identification des DID

- L'hypothèse sous-jacente à l'estimation DID est que, **en l'absence de traitement**, le résultat de l'individu i à la date t est donné par :

$$E(Y_{it} | T = 0, t = \tau) = \gamma_i + \lambda_\tau$$

- En réalité, il y a **2 hypothèses implicites** :
 - ① Le biais de sélection est lié aux **caractéristiques fixes** des individus (γ_i) (l'ampleur du biais de sélection est stable dans le temps)
 - ② La tendance temporelle (λ_t) est la **même pour les traités et les non-traités**

⇒ **Hypothèse des tendances parallèles ou communes**

Retour aux contrefactuels erronés

- **Comparaison traités/non-traités (après traitement)**

$$\begin{aligned} E(Y_{\text{après}}^{\text{traités}}) - E(Y_{\text{après}}^{\text{contrôles}}) &= E(Y_{1it} | T = 1, t = t_1) - E(Y_{0it} | T = 0, t = t_1) \\ &= [E(\gamma_i | T = 1) + \beta + \lambda_{t_1}] - [E(\gamma_i | T = 0) + \lambda_{t_1}] \\ &= \beta + \underbrace{E(\gamma_i | T = 1) - E(\gamma_i | T = 0)}_{\text{Biais de sélection}} \end{aligned}$$

⇒ L'effet du traitement est confondu avec le **biais de sélection**

- **Comparaison avant/après (parmi les traités)**

$$\begin{aligned} E(Y_{\text{après}}^{\text{traités}}) - E(Y_{\text{avant}}^{\text{traités}}) &= E(Y_{1it} | T = 1, t = t_1) - E(Y_{0it} | T = 1, t = t_0) \\ &= [E(\gamma_i | T = 1) + \beta + \lambda_{t_1}] - [E(\gamma_i | T = 1) + \lambda_{t_0}] \\ &= \beta + \underbrace{\lambda_{t_1} - \lambda_{t_0}}_{\text{Biais de tendance temporelle}} \end{aligned}$$

⇒ L'effet du traitement est confondu avec la **tendance temporelle**

L'estimateur DID sans biais

- Écrivons les résultats avant/après traitement pour le groupe de contrôle :

$$E(Y_{\text{avant}}^{\text{contrôles}}) = E(Y_{0it} | T = 0, t = t_0) = E(\gamma_i | T = 0) + \lambda_{t_0}$$

$$E(Y_{\text{après}}^{\text{contrôles}}) = E(Y_{0it} | T = 0, t = t_1) = E(\gamma_i | T = 0) + \lambda_{t_1}$$

- Le groupe de contrôle estime la **tendance temporelle (commune)** !

$$\begin{aligned} E(Y_{\text{après}}^{\text{contrôles}}) - E(Y_{\text{avant}}^{\text{contrôles}}) &= [E(\gamma_i | T = 0) + \lambda_{t_1}] - [E(\gamma_i | T = 0) + \lambda_{t_0}] \\ &= \lambda_{t_1} - \lambda_{t_0} \end{aligned}$$

- L'estimateur DID sans biais de l'effet du traitement s'écrit donc :

$$\begin{aligned} \beta_{DID} &= [E(Y_{\text{après}}^{\text{traités}}) - E(Y_{\text{avant}}^{\text{traités}})] - [E(Y_{\text{après}}^{\text{contrôles}}) - E(Y_{\text{avant}}^{\text{contrôles}})] \\ &= [\beta + \lambda_{t_1} - \lambda_{t_0}] - [\lambda_{t_1} - \lambda_{t_0}] \\ &= \beta \end{aligned}$$

⇒ **DID = ATT** (tant que l'hypothèse des tendances communes est vérifiée)

Remarque – L'effet du traitement ne dépend pas de la période ni des caractéristiques de i (homogénéité). Lorsque l'effet du traitement varie dans le temps, l'estimateur DID peut dépendre du choix de la fenêtre d'évaluation.

Qu'est-ce qu'un bon groupe de contrôle ?

- Un groupe de contrôle plausible est susceptible de montrer des tendances temporelles similaires à celles du groupe traité.
 - Un groupe non traité dans le cadre d'une **auto-sélection dans le traitement** (par exemple, un programme à entrée libre) est peu susceptible de fonctionner...
 - Le fait qu'ils n'entrent pas dans le programme peut être lié aux bénéfices anticipés qu'ils pourraient en tirer.
 - Le changement dans leurs résultats (anticipés) peut être différent du changement observé parmi les traités.
- ⇒ **L'estimateur DID ne peut pas résoudre les biais classiques d'auto-sélection...**
- Les **traitements non-anticipés** (chocs, réformes politiques ou interventions) offrent généralement le meilleur cadre.
 - Le groupe de contrôle est défini *ex ante*.
 - Le ciblage n'est pas directement déterminé par les bénéfices attendus.
 - Le ciblage ne dépend pas des cycles (macroéconomiques).
 - Ou le ciblage est basé sur des caractéristiques fixes qui ne sont pas liées aux bénéfices attendus (par exemple, région, âge, groupes de revenus).
- ⇒ **Les meilleurs scénarii DID sont offerts par des expériences naturelles ou quasi-expérimentales.**

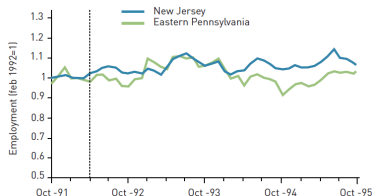
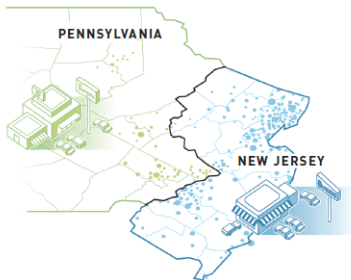
Quelques exemples célèbres de DID

- **David Card, Joshua Angrist** : Prix Nobel d'Économie 2021 (avec Guido Imbens), récompensé pour l'utilisation des expériences naturelles dans l'analyse du marché du travail.
 - **Card (1990)** : effet de l'immigration sur le marché du travail
 - ▶ L'exode de Mariel (1980) : à la suite d'émeutes, Fidel Castro a autorisé les Cubains à quitter l'île. Près de 125 000 personnes ont migré aux États-Unis, la plupart depuis la baie de Mariel, face à Miami.
 - ▶ Compare les tendances des salaires et du chômage à Miami à celles de quatre autres villes comparables (DID).
 - ▶ Hypothèse : sans ce choc migratoire, l'évolution des salaires et du chômage aurait été similaire à Miami et dans les autres villes.
- Aucun effet sur les salaires ou le chômage.

Quelques exemples célèbres de DID

- **Card et Krueger (1993)** : impact de l'augmentation du salaire minimum sur l'emploi.
 - ▶ Augmentation du salaire minimum dans l'État du New Jersey : de 4,25 \$ à 5,05 \$.
 - ▶ Compare l'évolution de l'emploi dans les restaurants fast-food du New Jersey (emplois peu qualifiés) avec celle de l'État voisin de Pennsylvanie.
 - ▶ Hypothèse : sans augmentation du salaire minimum, les tendances de l'emploi auraient été similaires dans les restaurants fast-food des deux États.
 - Aucun effet sur l'emploi.

● CONTROL GROUP ● TREATMENT GROUP



Quelques exemples célèbres de DID

- **Duflo (2001)** : impact de la construction d'écoles sur l'éducation et les revenus.
 - ▶ Programme massif de construction d'écoles en Indonésie : 61 000 écoles construites entre 1973 et 1979.
 - ▶ Compare les cohortes d'âge scolaire ayant bénéficié du programme aux cohortes plus âgées, dans les zones où la construction a été plus/moins intensive.
 - ▶ Hypothèse : sans ce programme massif de construction, les tendances en matière de scolarisation auraient été similaires dans les zones de forte et faible construction.
- Effet significatif sur l'éducation et les revenus ultérieurs.

Plan

Le principe de base des DID

Estimateur DID dans le cadre d'une régression

La validité de l'estimateur DID

Estimation DID via une régression simple

- Pour implémenter la méthode DID dans un cadre d'une **régression linéaire** simple (avec 2 groupes et 2 périodes), on peut estimer :

$$Y_{it} = \alpha + \rho T_i + \lambda t + \beta(T_i \times t) + \epsilon_{it}$$

où : T_i est une variable binaire pour le traitement et t est une variable binaire égale à 1 si $t = t_1$

β est l'effet du traitement

$\alpha = E(Y_{it} | T_i = 0, t = 0)$ (avant traitement dans le groupe de contrôle)

$\rho = E(Y_{it} | T_i = 1, t = 0) - E(Y_{it} | T_i = 0, t = 0)$ (biais de sélection)

$\lambda = E(Y_{it} | T_i = 0, t = 1) - E(Y_{it} | T_i = 0, t = 0)$ (tendance temporelle)

- Par conséquent :

$$\begin{aligned} E(Y_{\text{après}}^{\text{traités}}) - E(Y_{\text{avant}}^{\text{traités}}) &= E(Y_{it_1} - Y_{it_0} | T = 1) = (\alpha + \rho + \lambda + \beta) - (\alpha + \rho) \\ &= \beta + \lambda \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E(Y_{\text{après}}^{\text{contrôles}}) - E(Y_{\text{avant}}^{\text{contrôles}}) &= E(Y_{it_1} - Y_{it_0} | T = 0) = (\alpha + \lambda) - \alpha \\ &= \lambda \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Estimateur DID} &= E(Y_{it_1} - Y_{it_0} | T = 1) - E(Y_{it_1} - Y_{it_0} | T = 0) \\ &= \beta \end{aligned}$$

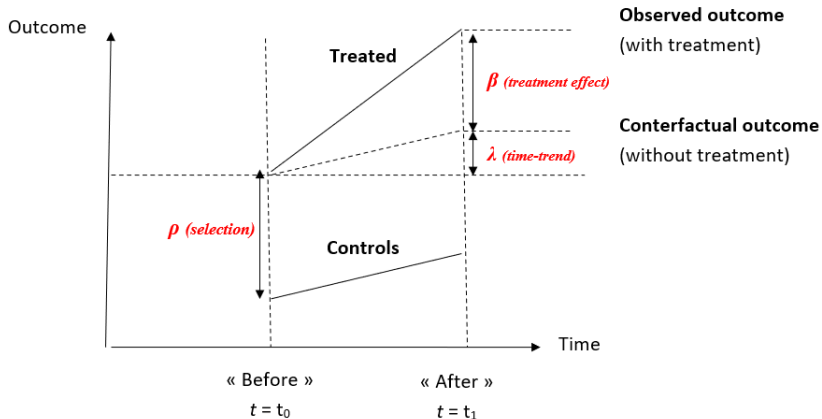
⇒ Les variables T_i et t capturent le **biais de sélection (invariant dans le temps)** et la **tendance temporelle (commune)**

Intuition de la régression DID

	Treatment	Controls
Pre-Treatment	$\bar{Y}_{pre}^{treatment}$	$\bar{Y}_{pre}^{Controls}$
Post-Treatment	$\bar{Y}_{post}^{treatment}$	$\bar{Y}_{post}^{Controls}$

- Intuitivement, l'estimation DID est simplement une comparaison entre les moyennes des 4 niveaux des cellules
- Une seule cellule est traitée : **Traitement** × **Post-traitement**

Régression DID sur un graphique



Estimation DID avec données en panel

- La régression DID simple (avec 2 groupes et 2 périodes) est équivalente à une **estimation en différences premières** :

$$\Delta Y_{it} = Y_{it_1} - Y_{it_0} = \lambda + \beta T_i + \epsilon_{it}$$

où : ΔY_{it} est la différence (changement) du résultat entre les 2 périodes

β est l'effet du traitement

λ est la tendance temporelle

- Avec des données en panel, la **régression à effets fixes à deux dimensions** peut être vue comme une généralisation de l'estimateur DID avec plusieurs groupes et plusieurs périodes :

$$Y_{it} = \eta_i + \nu_t + \beta T_{it} + \epsilon_{it}$$

où : T_{it} est une variable binaire égale à 1 si l'individu i est traité à la période t

β est l'effet du traitement

η_i est un effet fixe individuel (variables muettes pour chaque individu)

λ_t est un effet fixe temporel (variables muettes pour chaque période)

- ⇒ Les effets fixes η_i et λ_t permettent de contrôler pour l'**hétérogénéité inobservée (invariante dans le temps)** et les **effets cycliques communs (tendance temporelle)**.
- ⇒ L'identification repose sur les variations temporelles **au sein du groupe** (dans l'exposition au traitement).

Hypothèses et points d'attention sur les DID en panel

- **Hypothèse d'identification** : Le traitement T_i est strictement **exogène**, c'est-à-dire non-corrélé aux chocs spécifiques à l'individu ϵ_{it} :

$$\text{cov}(\epsilon_{it}, T_{it}) = 0 \quad \forall t$$

$$\text{cov}(\epsilon_{it}, \lambda_t) = 0 \quad \forall t$$

$$\text{cov}(\epsilon_{it}, \eta_i) = 0 \quad \forall t$$

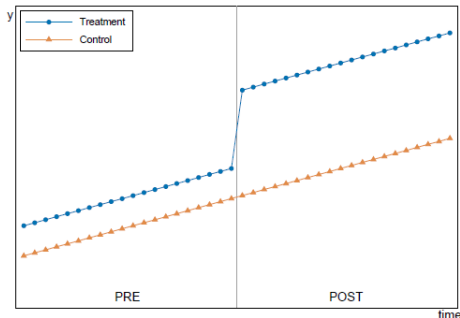
⇒ La sélection dans le traitement ne dépend pas des **chocs passés et/ou futurs** sur le résultat (bénéfices anticipés).

- **Avantages de la régression à effets fixes** : on peut ajouter des caractéristiques observables variantes dans le temps X_{it} pour augmenter la précision et/ou si l'hypothèse de tendance commune est valide conditionnellement à X_{it} et/ou à d'autres chocs sur la période :

$$Y_{it} = \eta_i + \nu_t + \phi X_{it} + \beta T_{it} + \epsilon_{it}$$

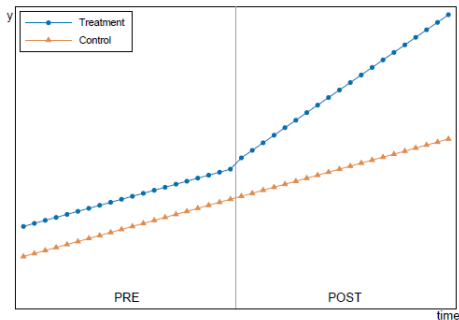
- **Inconvénients de la régression à effets fixes** :
 - ▶ Problèmes habituels des données en panel sur les erreurs standards = **corrélations sérielles** (utiliser des erreurs standards regroupées et robustes)
 - ▶ L'effet du traitement peut **varier dans le temps**.
 - ▶ La date du traitement peut **varier entre les groupes**.

DID avec un effet de traitement constant dans le temps



- L'effet du traitement **ne dépend pas** de la période temporelle.
- ⇒ L'estimation DID **ne dépend pas** du choix de la fenêtre temporelle.

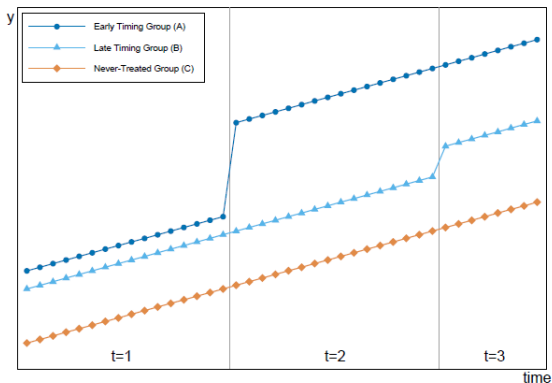
DID avec des effets de traitement variant dans le temps



- L'effet du traitement **dépend** de la période temporelle.
- ⇒ L'estimation DID **dépend** du choix de la fenêtre temporelle.
- On peut estimer une régression à effets fixes dans un **cadre d'étude d'événements ou 'event study'** (c'est-à-dire des variables muettes pour chaque période après le traitement) :

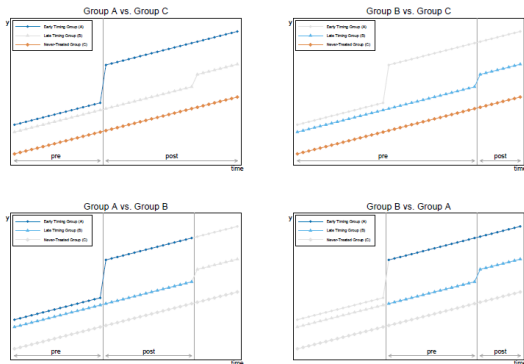
$$Y_{it} = \eta_i + \nu_t + \phi X_{it} + \sum_{l=1}^k \beta_l T_{it+l} + \epsilon_{it}$$

DID avec une date de traitement variant entre groupes



- Avec 3 groupes temporels (dont un qui n'est jamais traité), on peut décomposer 3 fenêtres temporelles ($t = 1, 2, 3$).

Décomposition en DID standards 2×2



- Si l'effet du traitement est **homogène**, β_{DID} représente l'effet moyen sur les traités (ATT).
- Si l'effet du traitement est **hétérogène (entre unités)**, β_{DID} est une moyenne pondérée de chaque ATT.
- Lorsque l'effet du traitement **change dans le temps**, il est nécessaire d'utiliser un cadre d'étude d'événements ou 'event study' (plus complexe).

Remarque – Voir Roth & alii (2022) pour les développements récents sur le DID.

Estimation DID avec des pseudo-panels (ou données en coupe transversale répétée)

- **Des données agrégées**, observées à différentes périodes, peuvent suffire (**pseudo-panels**) si :
 - ▶ Seuls certains groupes sont traités (traitement au niveau des groupes).
 - ▶ Les effets cycliques sont similaires entre groupes (hypothèse de tendance commune).
 - ▶ La composition des groupes est stable dans le temps.
 - ▶ Les données sont représentatives pour chaque groupe.
- **Régression à effets fixes de groupes :**

$$Y_{gt} = \eta_g + \nu_t + \phi X_{gt} + \beta T_{gt} + \epsilon_{gt}$$

où : T_{gt} est une variable binaire égale à 1 si le groupe g est traité à la période t
 β est l'effet du traitement
 η_g est un effet fixe de groupe (variables muettes pour chaque groupe)
 λ_t est un effet fixe temporel (variables muettes pour chaque période)

- Les données en panel (si disponibles) fournissent des informations supplémentaires et permettent de mieux contrôler pour l'**hétérogénéité individuelle** :

$$Y_{it} = \eta_i + \nu_t + \phi X_{it} + \beta T_{it} + \epsilon_{it}$$

- Attention aux erreurs standards : **corrélations en série + intra-groupe** (Utiliser des erreurs standards en clusters ou un bootstrap par blocs).

Plan

Le principe de base des DID

Estimateur DID dans le cadre d'une régression

La validité de l'estimateur DID

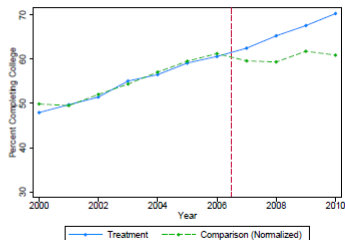
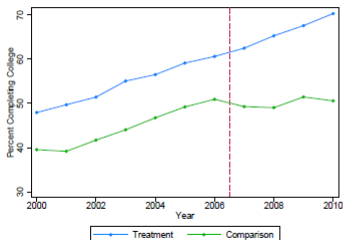
Dans quelle mesure les estimations par DID sont-elles convaincantes ?

- Les DID n'identifient pas l'effet du traitement si les groupes traités et contrôles suivaient des trajectoires différentes avant le traitement (et possiblement après...).
- ⇒ **Hypothèse fondamentale de tendance commune.**
- Cette hypothèse **ne peut pas être testée** (cela impliquerait d'observer l'évolution contrefactuelle des résultats du groupe traité en l'absence de traitement).
- ⇒ **Vous devez justifier l'hypothèse de tendance commune !**
- Certains tests permettent de **juger de sa plausibilité** :
 - ① Vérifier que les groupes traités et témoins ont des **caractéristiques observables similaires** (test d'équilibre).
 - ② Contrôler pour les **caractéristiques observables déséquilibrées** X_i entre traités et contrôles (hypothèse de tendance commune conditionnelle à X_i).
 - ③ Comparer les **tendances des résultats passés** (si plus de 2 périodes sont disponibles).
 - ④ Effectuer des **tests de falsification ou de "placebo"** (si plus de 2 périodes avant traitement sont disponibles).
- **Si cela ne suffit pas** :
 - ① Utiliser la **méthode des triples différences** (si plusieurs groupes de contrôle sont disponibles).
 - ② Combiner le **DID avec une méthode d'appariement** (si la sélection repose sur des caractéristiques observables).

Comparaison des tendances passées

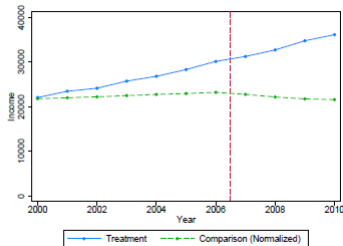
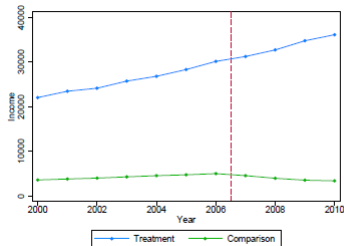
- On peut vérifier que **sur les périodes passées (avant le traitement)**, les groupes traités et contrôles ont connu des évolutions similaires.
- Nécessite des données pour au moins **deux périodes avant le traitement**.
- Un **examen graphique des tendances des résultats observés** avant le traitement peut donner des indications sur la crédibilité de l'hypothèse d'identification.

Hypothèse valide de tendance commune



Parfois, l'hypothèse de tendance commune est clairement valide !

Hypothèse invalide de tendance commune



Parfois, l'hypothèse de tendance commune est clairement erronée...

Le célèbre "Ashenfelter's Dip"

- **Un cas d'école** où l'hypothèse n'est pas vérifiée (Ashenfelter, 1978).
 - Étude de l'impact de formations professionnelles sur les revenus des travailleurs à bas salaires.
 - Une analyse détaillée des **changements de revenus avant la formation** montre une croissance des revenus plus faible dans l'année précédant la formation.
- Probablement un **choc transitoire pour devenir éligible au programme.**
- Cela soulève une incertitude : l'effet observé sur les salaires est-il dû à la formation ou à un « rattrapage » après un choc négatif ?

Tests de falsification ou de "placebo"

- Appliquer une estimation DID autour d'une **date où rien ne s'est produit** :
 - ⇒ **Effet significatif** : suggère des trajectoires non parallèles entre traités et contrôles
 - ⇒ **Effet non-significatif** : renforce la crédibilité des trajectoires parallèles.
- En pratique, on peut estimer une régression DID dans un cadre d'étude d'événements ('event study') en ajoutant des **variables fictives de traitement futur et passé** :

$$Y_{it} = \eta_i + \nu_t + \phi X_{it} + \sum_{l=0}^j \alpha_j T_{it-j} + \sum_{l=1}^k \beta_l T_{it+l} + \epsilon_{it}$$

⇒ On espère que α_j ne soit pas significatif.

- Alternativement, on peut remplacer Y par un résultat alternatif Y' que l'on pense **non-affecté par le traitement** et s'attendre à un effet nul OU estimer l'impact du traitement sur un groupe alternatif que l'on pense **non-affecté par le traitement** et s'attendre à un effet nul (également)

Que faire si l'hypothèse de tendance parallèle n'est pas respectée ?

- La littérature récente a proposé deux approches pour introduire plus de flexibilité :
 - ① Utiliser les **triples différences** (si plusieurs groupes de contrôle sont disponibles).
 - ② Combiner les **DID avec une méthode d'appariement** (si la sélection repose sur des caractéristiques observables).

Note – Voir Roth & alii (2022) pour des développements récents sur le DID.

Les triples différences

- Si plusieurs **groupes de contrôle possibles** sont disponibles, on peut vérifier que l'effet du traitement est similaire selon le groupe de contrôle utilisé.
 - L'effet du traitement peut également être estimé avec les **triples différences**.
- ⇒ **L'estimateur DDD** correspond à la différence entre les DID d'intérêt et un DID placebo (supposé nul, mais qui ne l'est pas...).

Exemple – Impact d'un programme d'insertion professionnelle ciblant les chômeurs de plus de 50 ans dans une région :

- ▶ Deux groupes de contrôle possibles :
 - Un groupe de chômeurs plus jeunes dans la même région.
 - Un groupe de chômeurs du même âge mais dans une région voisine.
- ▶ Ces groupes peuvent être combinés dans une **triple différence** : on soustrait de l'évolution avant/après des traités (1), celle des jeunes chômeurs de la même région (2), et celle des chômeurs de la région voisine (3).

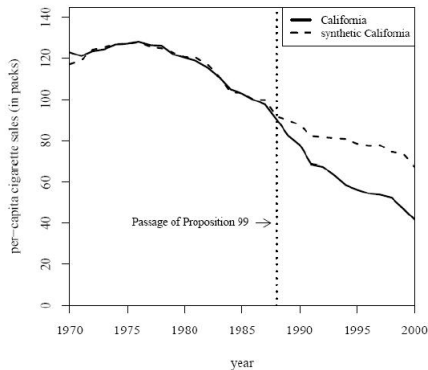
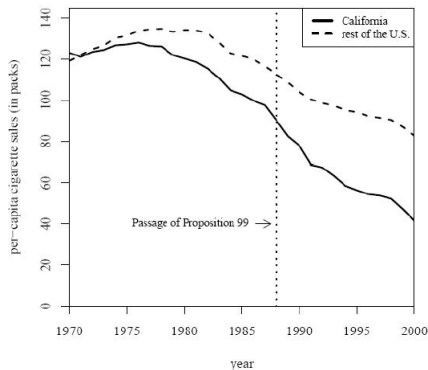
DID combiné avec une méthode d'appariement ('matching')

- Abadie (2005) a proposé une **méthode semi-paramétrique d'estimation DID** qui apparie les observations selon des caractéristiques observables X_i .
- L'hypothèse d'identification devient conditionnelle : conditionnellement aux caractéristiques observables X_i , les groupes traités et contrôles évoluent selon des tendances parallèles.
- Cela implique de comparer des **individus appariés** selon leurs caractéristiques observables ou leur **score de propension** :

$$E(Y_{1t_1} - Y_{0t_1} | T = 1) = E(Y_{1t_1} - Y_{0t_0} | T = 1) \\ - E[(Y_{0t_1} - Y_{0t_0}) \frac{P(D = 1|X)P(D = 0)}{P(D = 0|X)P(D = 1)} | T = 0]$$

- Abadie & alii (2010) proposent également de construire un **groupe de contrôle synthétique** (une moyenne pondérée des unités non-traitées où les poids minimisent la distance avec les unités traitées).

Groupe de contrôle synthétique sur un graphique



En résumé

Étapes pour mettre en œuvre des estimations DID :

- **Trouver des données avant et après le traitement :**
 - Données longitudinales (idéalement des données de panel).
 - Les données doivent être relativement proches dans le temps pour éviter de capturer d'autres changements non-liés au traitement.
- **Sélectionner un groupe de contrôle :**
 - Il ne sera crédible que si vous pouvez supposer que les changements dans les résultats de ce groupe reflètent ceux qui auraient eu lieu dans le groupe traité en l'absence de traitement.
 - Attention, il ne peut pas être composé d'unités non-traitées si une auto-sélection existe, car la sélection dans le traitement pourrait être liée aux trajectoires de résultats anticipées.
- **Estimer l'effet du traitement :** par des méthodes non-paramétriques (différences de moyennes) ou via une régression à effets fixes, mais :
 - Bien calculer les erreurs standards.
 - En cas de données individuelles, tenir compte de la corrélation sérielle et/ou intra-groupe des chocs individuels qui biaisent l'estimation de la variance.
 - Bertrand, Duflo & Mullainathan (2004) montrent que cela peut avoir un impact significatif sur les résultats (significativité). Utiliser des procédures de bootstrap.

Références

Abadie (2005) "Semiparametric difference-in-differences estimators" The Review of Economic Studies, 72(1), 1-19

Abadie, Diamond, Hainmueller (2010) "Synthetic control methods for comparative case studies : Estimating the effect of California's tobacco control program" Journal of the American statistical Association, 105(490), 493-505.

Ashenfelter, O. (1978). Estimating the effect of training programs on earnings. The Review of Economics and Statistics, 47-57.

Bertrand, Duflo, Mullainathan (2004) "How much should we trust differences-in-differences estimates?" The Quarterly Journal of Economics, 119(1), 249-275.

Card (1990) "The impact of the Mariel boatlift on the Miami labor market" ILR Review, 43(2), 245-257.

Card, Krueger (1993) "Minimum wages and employment : A case study of the fast food industry in New Jersey and Pennsylvania" NBER working paper.

Gignoux, Menéndez (2016) "Benefit in the wake of disaster : long-run effects of earthquakes on welfare in rural Indonesia" Journal of Development Economics, 118, 26-44.

Roth, Sant'Anna, Bilinski, & Poe, J. (2022). "What's Trending in Difference-in-Differences ? A Synthesis of the Recent Econometrics Literature" arXiv preprint arXiv :2201.01194.