

Évaluation d'Impact des Politiques Publiques

Quelques éléments d'introduction

Jean-Noël Senne

Université Paris-Saclay

Master 2

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

Qui suis-je ?

Jean-Noël Senne

- Maître de conférences, HDR, Université Paris-Saclay
- Chercheur associé, IRD-DIAL

Domaines de recherche

- Économie du développement, Migration, Éducation, Santé, Afrique Subsaharienne
- Microéconomie, Économétrie appliquée

Contact

- Courriel : jean-noel.senne@universite-paris-saclay.fr
- Site web : <https://sites.google.com/site/jeannoelsenne/>

Que devez-vous savoir ?

Organisation

- 20 heures, 5 séances, 15h00 - 19h15
- Mercredi 03/12 - Samedi 06/12 (! 14h30-18H45) - Lundi 08/12 - Mercredi 10/12 (15h00 - 19h15) - Vendredi 12/12

Évaluation

- Examen final (Partie 1 + Partie 2)

Matériel

- Diapositives du cours + références (3 séances)
- Travaux dirigés et application sur données réelles (2 séances)

Ouvrages de référence

- Givord, P. (2014). [Méthodes économétriques pour l'évaluation de politiques publiques..](#) Économie prévision, (1), 1-28.
- Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2008). [Mostly harmless econometrics](#). Princeton University Press.
- Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2014). [Mastering'metrics: The path from cause to effect.](#) Princeton University Press.

Cours en ligne (gratuit)

- [Mastering Econometrics](#), Marginal Revolution University (par J. Angrist)

Qu'allons-nous faire ensemble ?

Nous couvrirons différentes techniques populaires en économétrie pour l'analyse et l'évaluation d'impact des politiques publiques, en mettant l'accent non seulement sur leur fonctionnement, mais aussi sur les données et hypothèses qu'elles nécessitent.

- ① Séance 1. Éléments d'introduction et Différences-de-différences (DID)
- ② Séance 2. Application des DID
- ③ Séance 3. Variables instrumentales avancées (IV)
- ④ Séance 4. Application des IV
- ⑤ Séance 5. Méthodes d'appariement / 'Matching' (MM)

Plan

Qu'est-ce que l'évaluation d'impact ?

Qu'est-ce qui fait de l'évaluation d'impact un problème (économétrique) ?

Quelles méthodes empiriques d'évaluation peuvent résoudre ces problèmes ?

Question 1 : Que signifie évaluer ?

Une évaluation d'impact d'un programme ou d'une intervention a pour objectif de :

- ① Déterminer si ce programme / cette intervention a les effets attendus sur ses bénéficiaires qui peuvent être des individus, des ménages, des entreprises ou des institutions.
- ② Déterminer si les effets observés peuvent être attribués au programme / à l'intervention.
- ③ Estimer les coûts du programme / de l'intervention et les mettre en relation avec les bénéfices observés et avec une utilisation alternative des fonds engagés.
- ④ Etablir comment le programme / l'intervention est mis en œuvre et si cela fonctionne comme prévu.

Question 1 : Que signifie évaluer ?

Une évaluation d'impact d'un programme ou d'une intervention a pour objectif de :

- ① Déterminer si ce programme / cette intervention a les effets attendus sur ses bénéficiaires qui peuvent être des individus, des ménages, des entreprises ou des institutions.
- ② Déterminer si les effets observés peuvent être attribués au programme / à l'intervention.
- ③ Estimer les coûts du programme / de l'intervention et les mettre en relation avec les bénéfices observés et avec une utilisation alternative des fonds engagés.
- ④ Etablir comment le programme / l'intervention est mis en œuvre et si cela fonctionne comme prévu.

⇒ Réponses : 1 et 2

- La réponse 3 correspond aux analyses coûts/bénéfices, coûts/efficacité et analyse comparative des coûts
- La réponse 2 correspond à l'évaluation des besoins et au suivi-évaluation

Que signifie évaluer l'impact ?

L'évaluation d'impact cherche à répondre à **2 questions principales** :

① Que se passe-t-il pour un groupe de personnes affecté par une "expérience commune" donnée ?

- Interventions de politiques publiques (ex : formations, coûts du travail, taille des classes, construction d'écoles, vaccination...)
- Chocs sur les conditions de vie (ex : chocs de prix, catastrophes naturelles, conflits...)
- Choix particuliers (ex : abandon scolaire, arrangements matrimoniaux, investissements dans une entreprise...)

⇒ Vous avez besoin d'une *étude de suivi* des individus

② Cette "expérience commune" change-t-elle les choses (et dans quelle mesure) ?

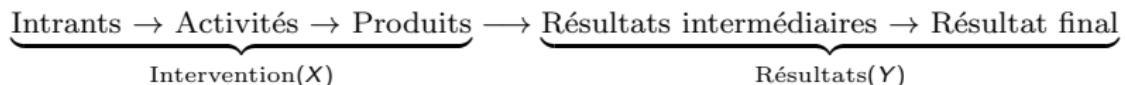
- La formation aide-t-elle les gens à trouver un emploi ?
- Les chocs de prix réduisent-ils l'emploi ?
- L'éducation améliore-t-elle les revenus ?

⇒ Vous avez besoin d'une *méthode d'évaluation d'impact*

⇒ Vous voulez savoir *a posteriori* si les **changements observés** sont **causés** par cette expérience commune (ou s'ils seraient survenus de toute façon).

Pourquoi évaluer l'impact ?

Vous souhaitez mesurer l'**impact causal** d'une intervention (ou d'un choc/choix). ⇒ **Théorie du changement** (anticipation des effets)



Mais pourquoi ?

- ▶ Pour améliorer les connaissances (sur divers enjeux économiques, sociaux, politiques)
- ▶ Pour mesurer l'efficacité des politiques publiques
- ▶ Pour informer les décideurs politiques
- ▶ Pour concevoir (ou améliorer) les politiques publiques

Question 2 : Pourquoi est-il difficile d'évaluer l'impact ?

Pour assurer une identification rigoureuse de l'impact d'un programme ou d'une intervention, l'évaluation d'impact doit reconstruire une situation contrefactuelle, c'est-à-dire répondre à la question :

- ① Qu'adviert-il aux bénéficiaires du programme / de l'intervention après l'avoir suivi ?
- ② Que serait-il advenu aux non-bénéficiaires du programme s'ils en avaient été bénéficiaires ?
- ③ Que serait-il advenu aux bénéficiaires du programme s'ils n'en avaient pas été bénéficiaires ?

Question 2 : Pourquoi est-il difficile d'évaluer l'impact ?

Pour assurer une identification rigoureuse de l'impact d'un programme ou d'une intervention, l'évaluation d'impact doit reconstruire une situation contrefactuelle, c'est-à-dire répondre à la question :

- ① Qu'adviert-il aux bénéficiaires du programme / de l'intervention après l'avoir suivi ?
- ② Que serait-il advenu aux non-bénéficiaires du programme s'ils en avaient été bénéficiaires ?
- ③ Que serait-il advenu aux bénéficiaires du programme s'ils n'en avaient pas été bénéficiaires ?

⇒ Réponse : 3 (si mesure de l'ATT uniquement !)

- La réponse 1 est la situation observée dont on cherche à mesurer l'impact
- La réponse 2 est l'autre situation contrefactuelle inobservée qui permet également de mesurer l'ATE

Pourquoi est-il difficile d'évaluer l'impact ?

Vous cherchez à répondre à des **questions contrefactuelles** sur un scénario *alternatif* que vous n'observez pas...

- ▶ *Les personnes seraient-elles employées si elles n'avaient pas été formées ?*
 - ▶ *L'emploi serait-il plus élevé si les prix étaient plus bas ?*
 - ▶ *Les personnes auraient-elles des revenus plus faibles si elles n'étaient pas allées à l'école ?*
- ⇒ L'objectif de toutes les méthodes d'évaluation est de "reproduire" ce **contrefactuel inobservables**...
- ⇒ ... en résolvant des **problèmes économétriques** standards pour identifier des effets causaux :
- ▶ Facteurs confondants
 - ▶ Biais de **sélection** et d'**endogénéité**
- ⇒ Et en portant une attention particulière :
- ▶ **Aux hypothèses** (et aux données) nécessaires pour une identification robuste des effets causaux
 - ▶ **À l'hétérogénéité** des effets

Question 3 : Qu'est-ce que le biais de sélection (ou d'endogénéité) ?

On parle de biais de sélection dans une évaluation d'impact d'un programme / d'une intervention quand :

- ① Les résultats moyens des deux groupes bénéficiaires et de non-bénéficiaires sont similaires après le programme / l'intervention.
- ② Le résultat moyen des individus bénéficiaires n'aurait pas été le même en l'absence du programme / de l'intervention que celui des individus non-bénéficiaires.
- ③ Le résultat moyen après le traitement des individus bénéficiaires est très différent de celui des individus non-bénéficiaires.

Question 3 : Qu'est-ce que le biais de sélection (ou d'endogénéité) ?

On parle de biais de sélection dans une évaluation d'impact d'un programme / d'une intervention quand :

- ① Les résultats moyens des deux groupes bénéficiaires et de non-bénéficiaires sont similaires après le programme / l'intervention.
- ② Le résultat moyen des individus bénéficiaires n'aurait pas été le même en l'absence du programme / de l'intervention que celui des individus non-bénéficiaires.
- ③ Le résultat moyen après le traitement des individus bénéficiaires est très différent de celui des individus non-bénéficiaires.

⇒ **Réponse : 2**

- La réponse 1 peut signifier que le programme / l'intervention n'a pas d'impact (mais peut également être atténué par un biais de sélection)
- La réponse 3 peut signifier que le programme / l'intervention a bien eu un impact (mais peut également capturer un biais de sélection)
- Il est difficile de savoir si les biais de sélection conduisent à sous-estimer ou sur-estimer l'impact du programme / de l'intervention

Question 4 : Qu'est-ce que l'hétérogénéité de l'impact d'un programme ou d'une intervention ?

On parle d'hétérogénéité des effets dans une évaluation d'impact d'un programme / d'une intervention quand :

- ① Le programme / l'intervention délivrée aux bénéficiaires n'est pas la même ou n'est pas allouée de la même manière à tous les bénéficiaires
- ② Les effets observés du programme / de l'intervention varient en fonction des caractéristiques (sexe, âge, par exemple) de ses bénéficiaires
- ③ Les bénéficiaires du programme / de l'intervention n'ont pas tous les mêmes caractéristiques)

Question 4 : Qu'est-ce que l'hétérogénéité de l'impact d'un programme ou d'une intervention ?

On parle d'hétérogénéité des effets dans une évaluation d'impact d'un programme / d'une intervention quand :

- ① Le programme / l'intervention délivrée aux bénéficiaires n'est pas la même ou n'est pas allouée de la même manière à tous les bénéficiaires
- ② Les effets observés du programme / de l'intervention varient en fonction des caractéristiques (sexe, âge, par exemple) de ses bénéficiaires
- ③ Les bénéficiaires du programme / de l'intervention n'ont pas tous les mêmes caractéristiques)

⇒ **Réponse :**

- La réponse 1 signifie que le programme / l'intervention est lui-même hétérogène (mais ses effets mesurés peuvent malgré tout être les mêmes, quelle que soit l'intervention)
- La réponse 3 signifie que les bénéficiaires sont eux-mêmes hétérogènes (mais les effets mesurés peuvent malgré tout être les mêmes pour tous, quelles que soient leurs caractéristiques)

Les hôpitaux améliorent-ils la santé des individus ?

Votre état de santé est : excellent, très bon, moyen ou mauvais ?

	Hospital	No Hospital	Difference
Health status	3.21 (0.014)	3.93 (0.003)	-0.72***
Observations	7,774	90,049	

Une simple comparaison des moyennes suggère qu'aller à l'hôpital aggrave l'état de santé des individus...

⇒ Quel est le problème ?

Plan

Qu'est-ce que l'évaluation d'impact ?

Qu'est-ce qui fait de l'évaluation d'impact un problème (économétrique) ?

Quelles méthodes empiriques d'évaluation peuvent résoudre ces problèmes ?

Le problème de l'évaluation - Le cadre causal de Rubin

- Vous souhaitez évaluer l'effet causal d'un **traitement (T)** sur un **résultat (Y)** pouvant être influencé par ce traitement.
- Chaque individu i peut recevoir le traitement ($T_i = 1$) ou non ($T_i = 0$).
- Pour chaque individu i , il existe **2 résultats potentiels** :
 - ▶ Y_{1i} = valeur du résultat de i si elle/il **reçoit** le traitement.
 - ▶ Y_{0i} = valeur du résultat de i si elle/il **ne reçoit pas** le traitement.

⇒ L'**effet causal** du traitement est :

$$\Delta_i = Y_{1i} - Y_{0i}$$

- ⇒ **Problème fondamental de l'inférence causale** : vous n'observez jamais les deux résultats potentiels pour le même individu !
- ⇒ **Problème d'identification** (de nombreuses questions d'identification peuvent être envisagées de cette manière !).

Le problème de l'évaluation - Le cadre causal de Rubin

- En effet, chaque individu i est soit traité, soit non traité.
- Pour chaque individu i , vous n'observez que le **résultat réalisé** Y_i :

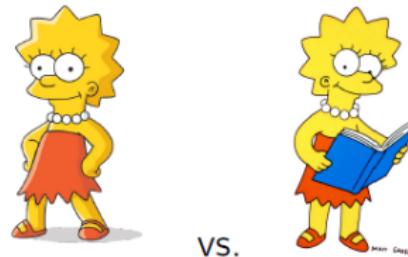
$$\begin{aligned} Y_i &= \begin{cases} Y_{1i} & \text{si } T_i = 1 \quad (\text{traité}) \\ Y_{0i} & \text{si } T_i = 0 \quad (\text{non traité}) \end{cases} \\ &= Y_{0i}(1 - T_i) + Y_{1i}T_i \\ &= Y_{i0} + \underbrace{(Y_{1i} - Y_{0i})}_{\text{impact}} T_i \end{aligned}$$

⇒ **Problème de données contrefactuelles manquantes !**

⇒ Quelle est le **bon contrefactuel** ? → c'est-à-dire le résultat qui aurait été observé sans (ou avec) traitement.

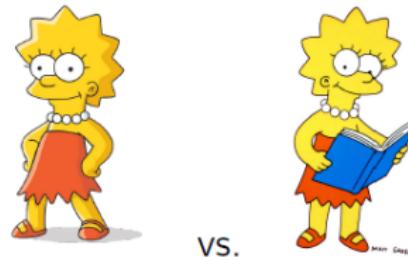
Le contrefactuel idéal

- Quel est l'impact de donner un manuel à Lisa sur ses résultats scolaires ?



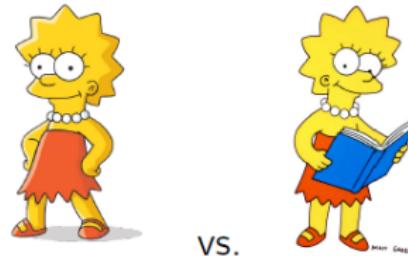
Le contrefactuel idéal

- Quel est l'impact de donner un manuel à Lisa sur ses résultats scolaires ?



Le contrefactuel idéal

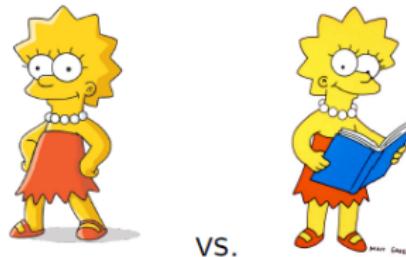
- Quel est l'impact de donner un manuel à Lisa sur ses résultats scolaires ?



- Dans un monde idéal (pour les chercheurs), vous cloneriez la Lisa traitée.

Le contrefactuel idéal

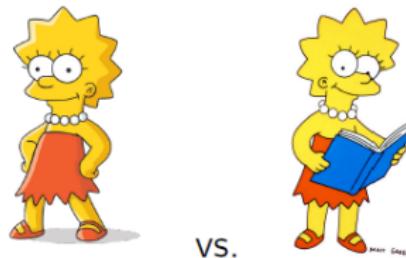
- Quel est l'impact de donner un manuel à Lisa sur ses résultats scolaires ?



- Dans un monde idéal (pour les chercheurs), vous cloneriez la Lisa traitée.
- ⇒ Impact = Résultats de Lisa avec un manuel - Résultats du clone de Lisa sans manuel.

Le contrefactuel idéal

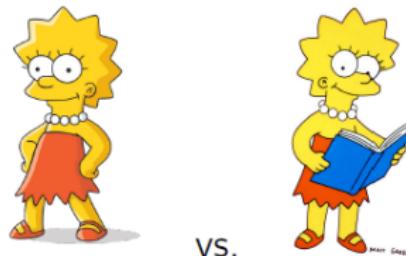
- Quel est l'impact de donner un manuel à Lisa sur ses résultats scolaires ?



- Dans un monde idéal (pour les chercheurs), vous cloneriez la Lisa traitée.
- ⇒ Impact = Résultats de Lisa avec un manuel - Résultats du clone de Lisa sans manuel.
- Dans le monde réel, vous observez soit Lisa avec un manuel, soit sans...

Le contrefactuel idéal

- Quel est l'impact de donner un manuel à Lisa sur ses résultats scolaires ?



- Dans un monde idéal (pour les chercheurs), vous cloneriez la Lisa traitée.
- ⇒ Impact = Résultats de Lisa avec un manuel - Résultats du clone de Lisa sans manuel.
- Dans le monde réel, vous observez soit Lisa avec un manuel, soit sans...
- ⇒ Quelle est le **contrefactuel pertinent** pour Lisa ?

Contrefactuels erronés

2 types de contrefactuels "naïfs" mais (généralement) **erronés** :

- ① Comparaisons **Pré vs post-traitement**.

Contrefactuels erronés

2 types de contrefactuels "naïfs" mais (généralement) **erronés** :

- ① Comparaisons **Pré vs post-traitement**.
→ (avant/après le traitement).

Contrefactuels erronés

2 types de contrefactuels "naïfs" mais (généralement) **erronés** :

- ① Comparaisons **Pré vs post-traitement**.
→ (avant/après le traitement).
- ② Comparaisons **traités vs non-traités**.

Contrefactuels erronés

2 types de contrefactuels "naïfs" mais (généralement) **erronés** :

① Comparaisons **Pré vs post-traitement**.

→ (avant/après le traitement).

② Comparaisons **traités vs non-traités**.

→ (avec/sans traitement).

Contrefactuels erronés

2 types de contrefactuels "naïfs" mais (généralement) **erronés** :

① Comparaisons **Pré vs post-traitement**.

→ (avant/après le traitement).

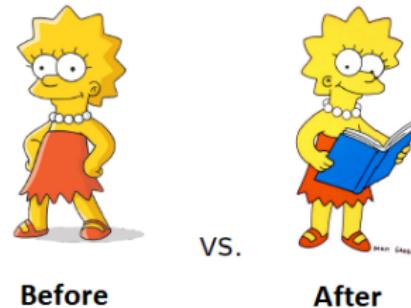
② Comparaisons **traités vs non-traités**.

→ (avec/sans traitement).

⇒ Des hypothèses extrêmement fortes (et souvent déraisonnables...) sont nécessaires pour que ces approches d'évaluation d'impact soient crédibles.

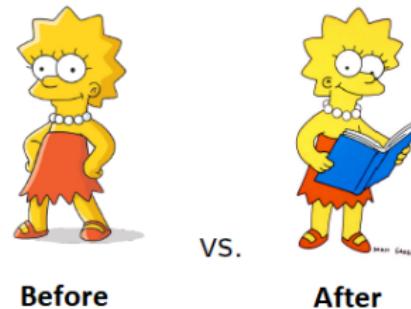
Contrefactuel erroné 1 : Avant/Après

- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa **avant et après** lui avoir donné un manuel.



Contrefactuel erroné 1 : Avant/Après

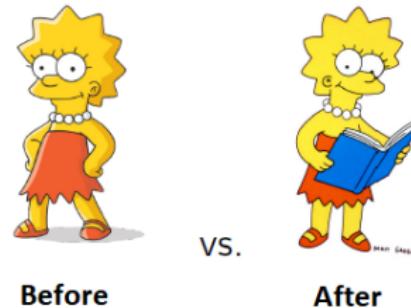
- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa **avant et après** lui avoir donné un manuel.



⇒ Impact = Résultats de Lisa après - Résultats de Lisa avant.

Contrefactuel erroné 1 : Avant/Après

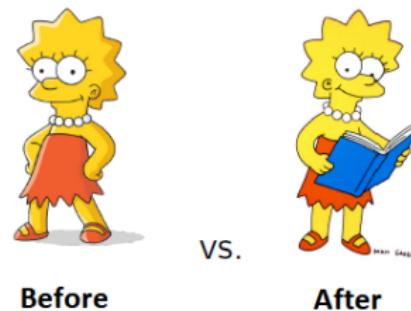
- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa **avant et après** lui avoir donné un manuel.



- ⇒ Impact = Résultats de Lisa après - Résultats de Lisa avant.
- ⇒ Mais cet estimateur naïf est probablement **biaisé** !

Contrefactuel erroné 1 : Avant/Après

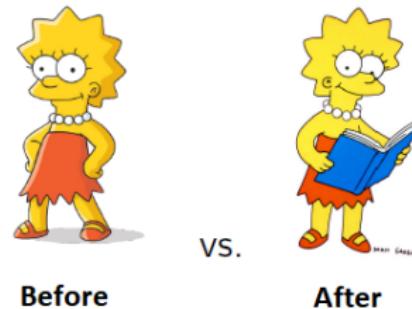
- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa **avant et après** lui avoir donné un manuel.



- ⇒ Impact = Résultats de Lisa après - Résultats de Lisa avant.
- ⇒ Mais cet estimateur naïf est probablement **biaisé** !
 - Peut-être que le score de Lisa se serait amélioré de toute façon (**tendance temporelle**).

Contrefactuel erroné 1 : Avant/Après

- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa **avant et après** lui avoir donné un manuel.



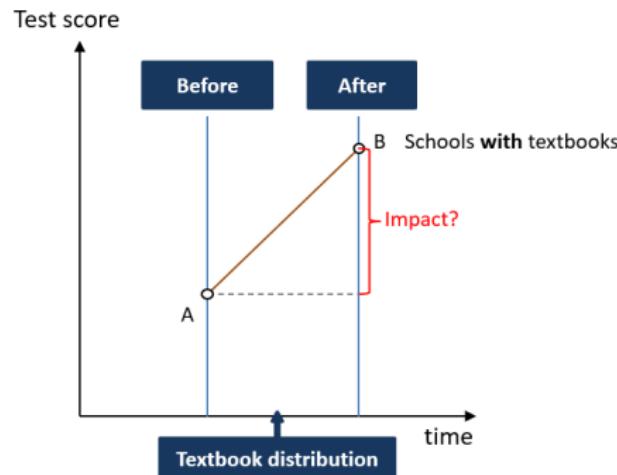
⇒ Impact = Résultats de Lisa après - Résultats de Lisa avant.

⇒ Mais cet estimateur naïf est probablement **biaisé** !

- Peut-être que le score de Lisa se serait amélioré de toute façon (**tendance temporelle**).
- Ou d'autres **facteurs confondants** ont contribué à l'amélioration du score de Lisa.

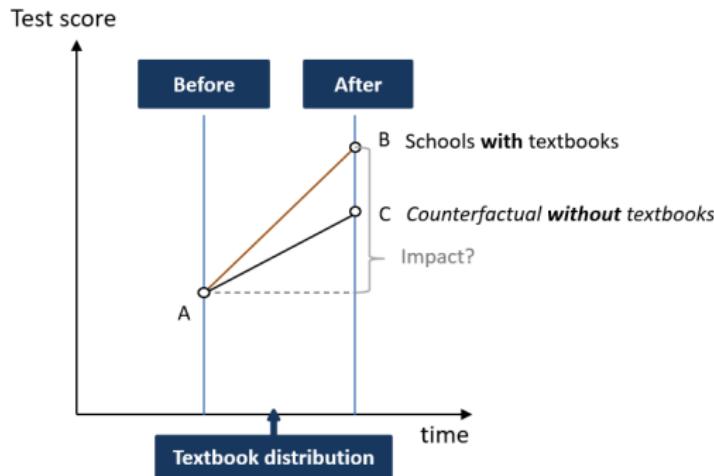
Contrefactuel erroné 1 : Avant/Après

- Vous voulez évaluer l'impact d'un programme de distribution de manuels scolaires dans les écoles primaires sur les résultats des élèves.
- Vous disposez de données sur les écoles avant et après la mise en œuvre du programme.
- Vous comparez les résultats des élèves **avant et après le programme**.



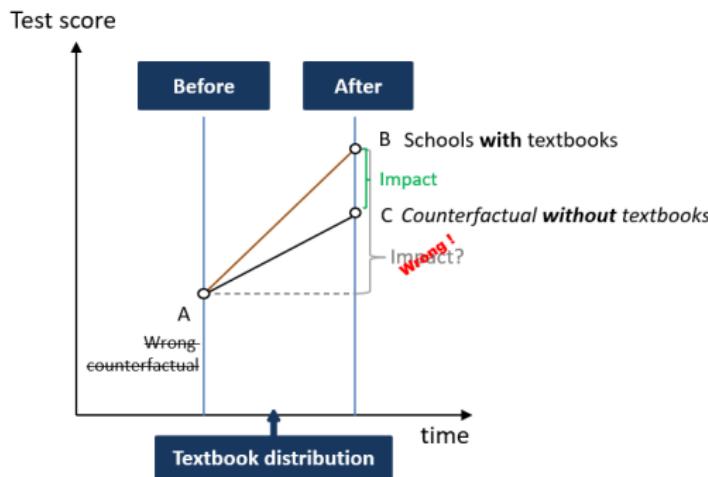
⇒ Est-ce l'impact causal du programme ?

Contrefactuel erroné 1 : Avant/Après



- ⇒ Oui, s'il n'y a pas de tendance temporelle et/ou rien d'autre (en dehors de la distribution de manuels) ne s'est produit pendant la période.
- ⇒ ... mais que se passe-t-il si les résultats s'étaient améliorés de toute façon ? Ou si d'autres facteurs, survenus pendant la même période, ont contribué à l'amélioration des résultats ?

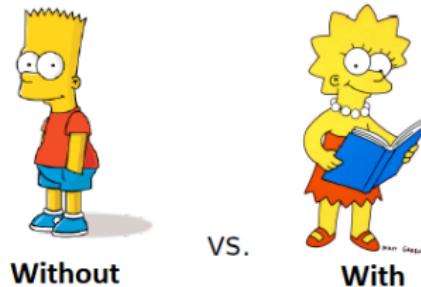
Contrefactuel erroné 1 : Avant/Après



- ⇒ Si vous pouviez observer la *bonne* situation contrefactuelle (ce qu'auraient été les résultats sans les manuels), vous concluriez que l'impact causal du programme est plus faible.

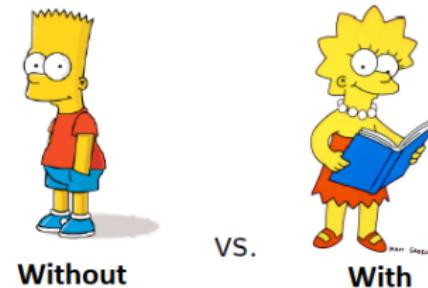
Contrefactuel erroné 2 : Avec/Sans

- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa avec un manuel aux résultats d'un autre enfant sans manuel.



Contrefactuel erroné 2 : Avec/Sans

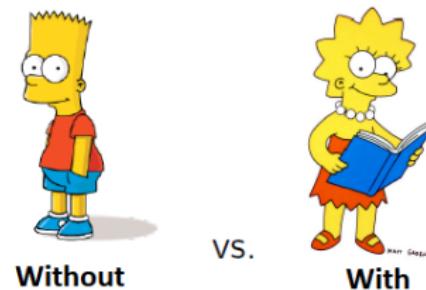
- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa avec un manuel aux résultats d'un autre enfant sans manuel.



⇒ Impact = Résultats de Lisa avec un manuel - Résultats de Bart sans manuel.

Contrefactuel erroné 2 : Avec/Sans

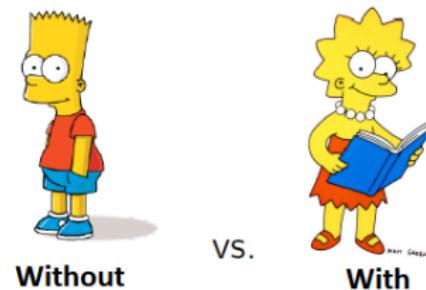
- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa avec un manuel aux résultats d'un autre enfant sans manuel.



- ⇒ Impact = Résultats de Lisa avec un manuel - Résultats de Bart sans manuel.
- ⇒ Mais cet estimateur naïf est également probablement **biaisé** !

Contrefactuel erroné 2 : Avec/Sans

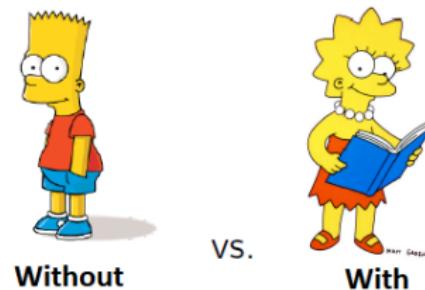
- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa avec un manuel aux résultats d'un autre enfant sans manuel.



- ⇒ Impact = Résultats de Lisa avec un manuel - Résultats de Bart sans manuel.
- ⇒ Mais cet estimateur naïf est également probablement **biaisé** !
 - Il est probable que les résultats de Lisa auraient été meilleurs que ceux de Bart **même sans manuel**.

Contrefactuel erroné 2 : Avec/Sans

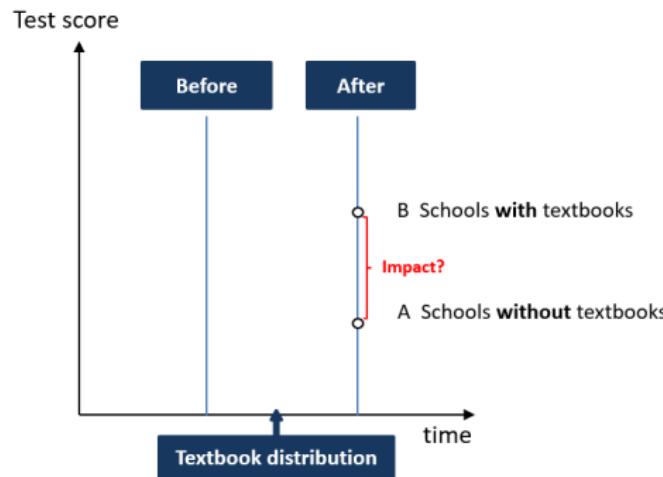
- Vous pourriez comparer les résultats scolaires de Lisa avec un manuel aux résultats d'un autre enfant sans manuel.



- ⇒ Impact = Résultats de Lisa avec un manuel - Résultats de Bart sans manuel.
- ⇒ Mais cet estimateur naïf est également probablement **biaisé** !
 - Il est probable que les résultats de Lisa auraient été meilleurs que ceux de Bart **même sans manuel**.
 - Peut-être que Lisa **bénéficie davantage** de la lecture du manuel que Bart.

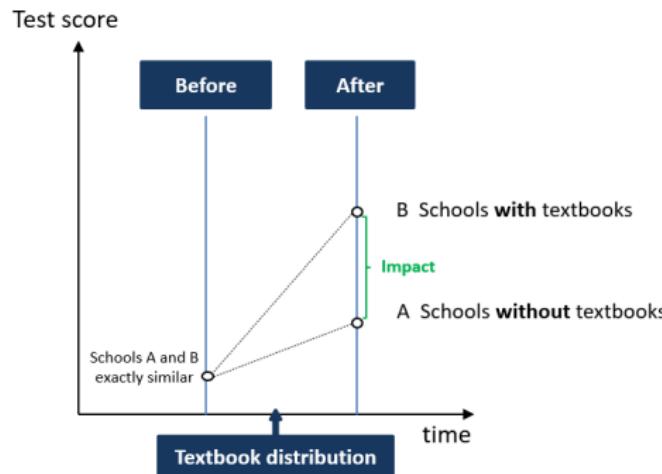
Contrefactuel erroné 2 : Avec/Sans

- Vous comparez les résultats des élèves entre les écoles disposant et ne disposant pas de manuels.



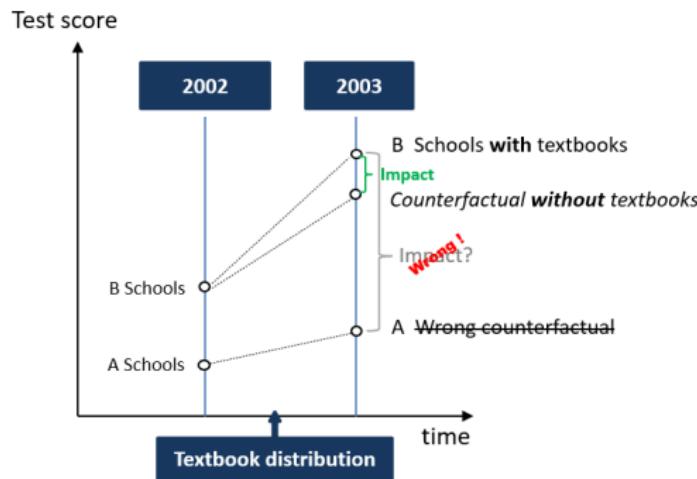
⇒ Est-ce l'impact causal du programme ?

Contrefactuel erroné 2 : Avec/Sans



⇒ Oui, si les écoles avec/sans manuels étaient initialement similaires, mais...

Contrefactuel erroné 2 : Avec/Sans



- ⇒ ... mais que se passe-t-il si les écoles avec manuels avaient initialement de meilleurs résultats que celles sans manuels ? Ou si les écoles avec manuels s'attendaient à des gains plus élevés grâce au programme ?
- ⇒ Si vous pouviez observer la *bonne* situation contrefactuelle (ce qu'auraient été les scores sans manuels), vous concluriez que l'impact causal du programme est plus faible.

Question 5 : Quels sont les paramètres d'intérêt d'une évaluation d'impact que l'on cherche à mesurer ?

Vous évaluez l'impact d'un programme de distribution de manuels scolaires dans des écoles primaires au Sénégal. Les manuels sont mis à disposition des enfants, qui peuvent les utiliser ou non. En fin d'année, vous comparez les résultats scolaires des enfants des écoles qui ont reçu des manuels à ceux des enfants des écoles n'en ayant pas reçu. Vous mesurez dans ce cas :

- ① L'effet moyen du traitement sur les traités (ATT)
- ② L'effet moyen du traitement (ATE)
- ③ L'effet moyen de *l'intention* de traiter (ITT)
- ④ Aucun de ces 3 paramètres d'intérêt

Question 5 : Quels sont les paramètres d'intérêt d'une évaluation d'impact que l'on cherche à mesurer ?

- ① L'effet moyen du traitement sur les traités (ATT)
- ② L'effet moyen du traitement (ATE)
- ③ L'effet moyen de *l'intention* de traiter (ITT)
- ④ Aucun de ces 3 paramètres d'intérêt

⇒ Réponse : 4

- Les réponses 1 et 2 seraient vraies si le programme de distribution de manuels scolaires est assigné de manière aléatoire dans les écoles ET que tous les enfants utilisent les manuels.
- La réponse 3 serait vraie si le programme de distribution de manuels scolaires est assigné de manière aléatoire dans les écoles ET que vous utilisez l'assignation aléatoire au programme comme variable instrumentale (protocole d'encouragement).
- Les réponses 1, 2 et 3 peuvent être vraies si vous mettez en œuvre méthode robuste d'évaluation d'impact supprimant les biais de sélection ! Ce ce qu'on va apprendre ensemble !

Paramètres d'intérêt

- Vous souhaitez estimer l'**effet causal moyen** du traitement.
- Deux paramètres d'évaluation sont d'un intérêt particulier :
 - ① **ATT** (*Effet moyen du traitement sur les traités*) :

$$ATT = E(Y_{1i} - Y_{0i} | T_i = 1)$$

- ② **ATE** (*Effet moyen du traitement*) :

$$ATE = E(Y_{1i} - Y_{0i})$$

- Mais vous n'observez que...

$$\begin{aligned} &E(Y_{1i} | T_i = 1) \\ &E(Y_{0i} | T_i = 0) \end{aligned}$$

- ... et non les contrefactuels

$$\begin{aligned} &E(Y_{1i} | T_i = 0) \\ &E(Y_{0i} | T_i = 1) \end{aligned}$$

⇒ **Problème d'identification**

Biais de sélection

- L'estimateur 'naïf' (différence des *moyennes observées* entre traités et non-traités) est souvent un **estimateur biaisé de l'ATT** :

$$\begin{aligned}\text{Différence des moyennes} &= E(Y_i | T_i = 1) - E(Y_i | T_i = 0) \\ &= E(Y_{1i} | T_i = 1) - E(Y_{0i} | T_i = 0)\end{aligned}$$

- En ajoutant $\underbrace{-E(Y_{0i} | T_i = 1) + E(Y_{0i} | T_i = 1)}_{=0}$, on obtient :

Différence des moyennes

$$= \underbrace{E(Y_{1i} | T_i = 1) - E(Y_{0i} | T_i = 1)}_{\text{ATT}} + \underbrace{E(Y_{0i} | T_i = 1) - E(Y_{0i} | T_i = 0)}_{\text{Biais de sélection}}$$

- Pourquoi ce biais est-il probable ?**

- Il peut exister des différences systématiques entre les individus traités et non-traités, *même en l'absence de traitement*.
- Avantages comparatifs : les individus choisissent d'être traités lorsqu'ils anticipent que le traitement sera bénéfique pour eux et supérieur au coût du traitement (i.e $T_i = 1$ si $Y_{1i} - Y_{0i} > c$, où c est le coût).

Identification de l'ATT

Hypothèse d'indépendance

Le résultat potentiel Y_0 est indépendant de l'affectation au traitement :

$$Y_0 \perp T$$

$$E(Y_0|T=1) = E(Y_0|T=0) = E(Y_0)$$

- Les traités sont similaires (en moyenne) aux non-traités = **Pas de sélection**

$$\begin{aligned} ATT &= \overbrace{E(Y_{1i}|T_i=1)}^{\text{Observé}} - \overbrace{E(Y_{0i}|T_i=1)}^{\text{Non observé}} \\ &= \overbrace{E(Y_{1i}|T_i=1)}^{\text{Observé}} - \overbrace{E(Y_{0i}|T_i=0)}^{\text{Observé}} \\ &= \text{Différence des moyennes entre groupes} \end{aligned}$$

- ⇒ Le contrefactuel pour le groupe traité est le résultat *observé* pour le groupe non-traité.

Identification de l'ATE

Hypothèse (plus forte) d'indépendance

Les deux résultats potentiels (Y_0, Y_1) sont indépendants de l'affectation au traitement :

$$\begin{aligned} (Y_0, Y_1) &\perp T \\ E(Y_0|T=1) &= E(Y_0|T=0) = E(Y_0) \\ E(Y_1|T=1) &= E(Y_1|T=0) = E(Y_1) \end{aligned}$$

- Les traités sont similaires (en moyenne) aux non-traités = **Pas de sélection**
 - + L'effet du traitement est similaire = **Effet homogène du traitement**

$$\begin{aligned} ATE &= \overbrace{E(Y_{1i})}^{\text{Non observé}} - \overbrace{E(Y_{0i})}^{\text{Non observé}} \\ &= \overbrace{E(Y_{1i}|T_i=1)}^{\text{Observé}} - \overbrace{E(Y_{0i}|T_i=0)}^{\text{Observé}} \\ &= \text{Différence des moyennes entre groupes (ATT)} \end{aligned}$$

- ⇒ Les contrefactuels pour les deux groupes sont les résultats *observés* pour l'autre groupe.

La sélection comme un problème d'endogénéité

- Chaque résultat potentiel est une variable aléatoire (spécifique à chaque individu) :

$$Y_{0i} = \beta_0 + \epsilon_{0i}$$

$$Y_{1i} = (\beta_0 + \epsilon_{0i}) + \beta_1 T_i$$

- Modèle de régression linéaire simple :

$$Y_i = Y_{i0} + (Y_{1i} - Y_{0i}) T_i$$

$$= \beta_0 + \beta_1 T_i + \epsilon_{0i}$$

- Estimation par les MCO de l'effet du traitement (β_1) :

$$\begin{aligned}\widehat{\beta}_{1MCO} &= E(Y_i | T_i = 1) - E(Y_i | T_i = 0) \\ &= \beta_1 + \underbrace{E(\epsilon_{0i} | T_i = 1) - E(\epsilon_{0i} | T_i = 0)}_{\text{biais d'endogénéité}}\end{aligned}$$

⇒ Sélection = endogénéité :

$$\begin{aligned}E(\epsilon_{0i} | T_i = 1) &\neq E(\epsilon_{0i} | T_i = 0) \\ \Leftrightarrow E(Y_{0i} | T_i = 1) &\neq E(Y_{0i} | T_i = 0)\end{aligned}$$

Problèmes additionnels : effets hétérogènes du traitement

- Chaque résultat potentiel est hétérogène (spécifique à chaque individu) ...
- ... mais l'effet du traitement Δ_i peut également être **hétérogène**.
- Considérons un modèle plus général :

$$\begin{aligned}Y_{0i} &= g_0(x_i) + \epsilon_{0i} \\Y_{1i} &= g_1(x_i) + \epsilon_{1i}\end{aligned}$$

- Modèle de régression linéaire :

$$\begin{aligned}Y_i &= Y_{i0} + (Y_{1i} - Y_{0i}) T_i \\&= g_0(x_i) + \underbrace{\left((g_1(x_i) - g_0(x_i)) + (\epsilon_{1i} - \epsilon_{0i}) \right)}_{\text{effet de traitement hétérogène}} T_i + \epsilon_{0i}\end{aligned}$$

- ⇒ Le coefficient est spécifique à chaque individu.
- ⇒ L'effet du traitement ($Y_{1i} - Y_{0i}$) est **hétérogène** si les traités et non-traités n'ont pas la même distribution... :
 - Pour $x = \text{Hétérogénéité observable}$.
 - Pour $\epsilon = \text{Hétérogénéité non-observable}$.
- ⇒ En général, $\text{ATE} \neq \text{ATT}$.

(Remarque : Les restrictions $\epsilon_{1i} = \epsilon_{0i}$ et $g_1(x_i) = g_0(x_i) + \beta_1$ impliquent des effets de traitement homogènes, i.e. $\text{ATE} = \text{ATT} = \beta_1$. Mais cela reste une hypothèse forte...)

Problèmes additionnels : validité interne

- **La validité interne** concerne la capacité à tirer des conclusions causales de votre estimation (i.e. l'impact estimé peut être raisonnablement attribué au traitement).
→ **Le traitement est-il (quasiment) aléatoire ?**

- **L'hypothèse de stabilité des unités de traitement (SUTVA) :**
« Les résultats potentiels pour une unité ne varient pas en fonction des traitements assignés aux autres unités » (Imbens & Rubin (2015)).

- Problèmes classiques pour la validité interne :
 - ▶ Existence de **contaminations (spillovers)**.
 - ▶ Mélange des groupes traités et de contrôle.
 - ▶ Randomisation ou conformité imparfaite.
 - ▶ Effets Hawthorne et John Henry.
 - ▶ **Attrition déséquilibrée** (entre groupes traités et de contrôle).
 - ▶ **Problèmes de puissance statistique** (échantillons de petite taille).

Problèmes additionnels : validité externe

- La **validité externe** concerne la capacité à extrapoler et généraliser les résultats à d'autres contextes (populations, périodes, pays, etc.).
 - L'échantillon est-il aléatoire ?
 - Que peut-on apprendre d'une seule étude ?
 - Que peut-on apprendre sans un modèle théorique ?
- Problèmes classiques pour la validité externe :
 - ▶ Échantillon non-représentatif.
 - ▶ **Effets de traitement hétérogènes.**
 - ▶ Effets contextuels.
 - ▶ Spécificité de l'expérience.
 - ▶ **Effets d'équilibre général.**

Plan

Qu'est-ce que l'évaluation d'impact ?

Qu'est-ce qui fait de l'évaluation d'impact un problème (économétrique) ?

Quelles méthodes empiriques d'évaluation peuvent résoudre ces problèmes ?

Construire un contrefactuel

- Une méthode robuste d'évaluation d'impact doit répondre :

- ▶ Aux problèmes de sélection (priorité).
 - ▶ Aux problèmes d'hétérogénéité des effets (si possible).

... avec une attention particulière à la validité interne et externe des résultats.

- Le choix de la méthode dépend de :

- ▶ La question posée.
 - ▶ Des données disponibles.
 - ▶ Des hypothèses nécessaires.

⇒ **Point commun : vous devez construire ou identifier un contrefactuel,**
i.e. un groupe de comparaison ou de contrôle sans différences
systématiques avec le groupe traité et non affecté par le traitement.

Les “5 fantastiques” méthodes (Angrist)

- Deux grandes catégories de méthodes d'évaluation d'impact :

- ▶ **Méthodes expérimentales** (*le traitement est aléatoire*).

Idée : attribuer aléatoirement le traitement pour créer un groupe de contrôle qui **“imite” parfaitement le scénario contrefactuel**.

→ Essais Contrôlés Randomisés (**RCT**) (*K. Houngbedji*).

- ▶ **Méthodes non-expérimentales** (*le traitement est “quasi-aléatoire”*).

(expériences naturelles ou quasi-expériences).

Idée : démontrer qu'un groupe de contrôle existant **“imite” déjà parfaitement le scénario contrefactuel**.

→ Régression par Discontinuité (**RDD**) (*K. Houngbedji*).

→ Différences-de-Différences (**DID**) (*Séances 1 & 2*).

→ Variables Instrumentales (avancées) (**IV**) (*Séances 3 & 4*).

→ Modèles d'appariement/'matching' (**MM**) (*Séance 5*).

Essais Contrôlés Randomisés (RCT)

- Souvent considérée comme la “référence absolue” pour les méthodes d'évaluation d'impact ou l'**idéal expérimental**.
- Cette méthode repose sur une **assignation aléatoire au traitement**
→ Le traitement est *par construction* indépendant des résultats potentiels.
- **Hypothèse d'identification** : Hypothèse forte d'indépendance

$$(Y_0, Y_1) \perp T$$

⇒ La différence “naïve” des moyennes entre les unités traitées et non-traitées est un estimateur sans biais de l'effet causal d'intérêt :

$$\begin{aligned} & E(Y_i | T_i = 1) - E(Y_i | T_i = 0) \\ &= E(Y_{1i} | T_i = 1) - E(Y_{0i} | T_i = 0) = ATT \\ &= E(Y_{1i}) - E(Y_{0i}) = ATE. \end{aligned}$$

Régression par Discontinuité (RDD)

- Exploiter des **règles explicites (seuils)** d'assignation au traitement.
- Cette méthode repose sur une **discontinuité dans l'assignation au traitement** en raison d'un seuil sur une variable Z (variable de discontinuité)
→ Autour de ce seuil \underline{Z} , le traitement est *quasi-aléatoire*.
- **Hypothèse d'identification** : Discontinuité du traitement

$$T^+ = \lim_{Z \nearrow \underline{Z}} E(T|Z) \neq T^- = \lim_{Z \searrow \underline{Z}} E(T|Z)$$

$E(Y_0)$ est continu en \underline{Z}

- ⇒ La **différence des moyennes autour de la discontinuité** est un estimateur sans biais de l'effet causal d'intérêt.

Différences-de-Différences (DID)

- Combine les **comparaisons avant/après traitement** dans l'évolution du résultat entre unités traitées et non traitées.
- Cette méthode repose sur des **données en panel** et suppose que les changements dans les résultats auraient été similaires entre les groupes en l'absence du traitement
→ Conditionnellement aux tendances temporelles, le traitement est *quasi-aléatoire*.
- **Hypothèse d'identification** : Hypothèse de tendances parallèles

$$E(Y_{0t'} - Y_{0t} | T = 1) = E(Y_{0t'} - Y_{0t} | T = 0)$$

⇒ La **différence des différences de moyennes avant/après traitement** est un estimateur sans biais de l'effet causal d'intérêt.

Variables Instrumentales (IV)

- Utiliser une **source exogène de variation du traitement** créant une situation quasi-expérimentale.
- Cette méthode repose sur un ensemble de **variables exogènes Z (instruments)** qui déterminent l'assignation au traitement, mais sont indépendantes de la composante inobservée des résultats potentiels
→ Le traitement est *quasi-aléatoire* conditionnellement à Z .
- **Hypothèses d'identification** : pertinence et exclusion

$$(\epsilon_0, \epsilon_1) \perp Z$$

- ① Condition de pertinence : $\text{cov}(Z, T) \neq 0$.
- ② Restriction d'exclusion : $\text{cov}(Z, \epsilon) = 0$.

⇒ La **différence instrumentée des moyennes** entre unités traitées et non traitées est un estimateur sans biais de l'effet causal d'intérêt.

Méthodes d'Appariement / de 'Matching' (MM)

- Contrôle des **différences observables** entre unités traitées et non-traitées
 \simeq Régression.
- Cette méthode repose sur un **appariement de chaque unité traitée avec un "jumeau" non traité** ayant des caractéristiques observables similaires
 \rightarrow Conditionnellement à un ensemble X de caractéristiques observables, le traitement est *quasi-aléatoire*.
- **Hypothèse d'identification** : Hypothèse d'indépendance conditionnelle (CIA)

$$(Y_0, Y_1) \perp T | X$$

\Rightarrow La **différence des moyennes appariées** entre unités traitées et non traitées est un estimateur sans biais de l'effet causal d'intérêt.

Références

Banerjee, Duflo (2017) *Handbook of Field Experiments, Volume 1 & 2*, Elsevier North-Holland.

Dhaliwal, Duflo, Glennester & Tulloch (2011) "Comparative Cost-Effectiveness Analysis to Inform Policy in Developing Countries : A General Framework with Applications for Education" mimeo, J-PAL, MIT.

Gretler, Martinez, Premand, Rawlings, Vermeersch (2011) *Impact evaluation in Practice*, World Bank

Imbens & Wooldridge (2009) "Recent Developments in the Econometrics of Program Evaluation", *Journal of Economic Literature*, 47(1) :5-86.

Khandker, Koolwal & Samad (2010) *Handbook on impact evaluation : quantitative methods and practices*, World Bank

Ravallion (2006) "Evaluating Anti-Poverty Programs", *Handbook of Development Economics Volume 4*, edited by Robert E. Evenson and T. Paul Schultz, Amsterdam, North-Holland.