

Causal Inference | *Inférence causale*

Nahomi Ichino and/et Yabo Gwladys Vidogbena

24 June/juin 2024

Causal effects | *Un effet causal*

Learning the average causal effect from an experiment | *Comment apprendre l'effet causal moyen d'une expérience aléatoire*

Core assumptions | *Hypothèses clés*

Randomized experiments vs observational studies | *Études randomisées vs. études observationnelles*

Causal effects | *Un effet causal*

What can we learn from an experiment? | *Qu'apprendre d'une expérience?*

The **average causal effect** of the treatment D on an outcome Y for the units that you have in your study.

L'effet causal moyen du traitement D sur un résultat Y pour pour les unités de votre étude.

What do we mean by “ D causes Y ”? | *Comment interpréter “ D cause Y ”?*

- ▶ We are taking a counterfactual approach.
- ▶ “ D causes Y ” is a claim about what didn’t happen.
 - ▶ “If D had not occurred, then Y would not have occurred.”
 - ▶ “With D , the probability of Y is higher than would be without D .”
- ▶ Nous prenons une approche contrefactuelle.
- ▶ “ D cause Y ” est une affirmation sur ce qui n’a pas eu lieu.
 - ▶ “Si D n’avait pas eu lieu, il n’y aurait pas de Y .”
 - ▶ “Avec D , la probabilité de Y est plus élevée qu’elle ne le serait sans D .”

What do we mean by “ D causes Y ”? | *Comment interpréter “ D cause Y ”?*

- ▶ “ D causes Y ” requires a *context*.
 - ▶ Small classrooms improve test scores but require experienced teachers and funding.
- ▶ “ D causes Y ” doesn’t mean “ W does not cause Y .”
- ▶ “ D cause Y ” nécessite un *contexte*.
 - ▶ Les petites salles de classe améliorent les résultats des examens mais nécessitent des enseignants expérimentés et un financement adapté.
- ▶ “ D cause Y ” n’implique pas nécessairement que W ne cause pas Y .

Key subtleties | *Les subtilités clés*

1. We must define what the treatment means and what it means to not have the treatment.
2. The units in your study might or might not be representative of a larger population.

1. Nous devons définir la condition de traitement et de contrôle pour définir un effet causal.
2. Les unités de votre étude peuvent ou non être représentatives d'une population plus large.

Learning the average causal effect from an experiment |
*Comment apprendre l'effet causal moyen d'une expérience
aléatoire*

Research question | *La question de recherche*



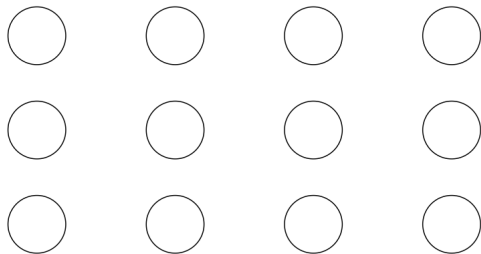
- ▶ What is the effect of drinking coffee at breakfast on energy levels right now for everyone at Learning Days?
- ▶ Quel est l'effet de la consommation du café au petit-déjeuner sur les niveaux d'énergie actuels des participants et instructeurs de Learning Days?

Par Julius Schorzman — Travail personnel, CC BY-SA 2.0,
<https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=107645>

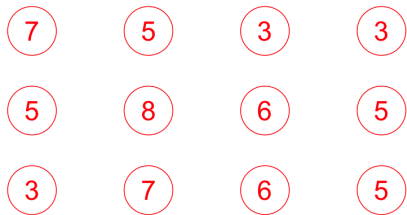
We use a model of potential outcomes | *Nous utilisons un modèle de résultats potentiels*

- ▶ Before defining an average treatment effect, we define a treatment effect for an individual i .
 - ▶ For a unit i , we assume that there are two *potential* outcomes: $Y_i(1)$ and $Y_i(0)$.
 - ▶ $Y_i(1)$ is the outcome that we *would* obtain *if* the unit were to receive the treatment ($D_i = 1$).
 - ▶ $Y_i(0)$ is the outcome that we *would* obtain *if* the unit were to receive the control ($D_i = 0$).
- ▶ Avant de définir l'effet *moyen de traitement*, il faut définir l'effet de traitement *pour un individu i* .
 - ▶ Pour une unité i , nous supposons qu'il y a deux résultats *potentiels* : $Y_i(1)$ et $Y_i(0)$.
 - ▶ $Y_i(1)$ est le résultat qu'on *obtiendrait* si l'unité recevait le traitement ($D_i = 1$).
 - ▶ $Y_i(0)$ est le résultat qu'on *obtiendrait* si l'unité recevait le contrôle ($D_i = 0$).

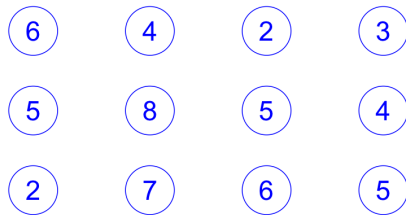
We have 12 units | *Nous avons 12 unités*



Each unit has both $Y_i(1)$ and $Y_i(0)$ | *Chaque unité a à la fois $Y_i(1)$ et $Y_i(0)$*



true average of $Y(1) = 5.25$



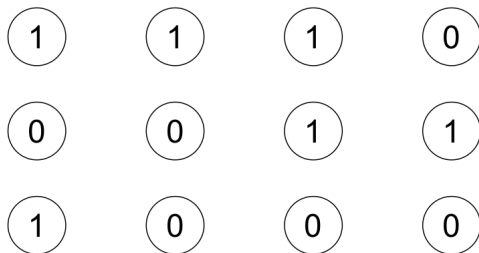
true average of $Y(0) = 4.75$

The treatment effect for i is defined as $\tau_i \equiv Y_i(1) - Y_i(0)$ | *L'effet de traitement pour individu i est défini comme $\tau_i \equiv Y_i(1) - Y_i(0)$*

1	1	1	0
0	0	1	1
1	0	0	0

Average Treatment Effect / *L'effet moyen du traitement* (ATE)

$$\bar{\tau}_i = \overline{Y_i(1) - Y_i(0)}$$



true average treatment effect = 0.5

Fundamental problem of causal inference | *Le problème fondamental de l'inférence causale*

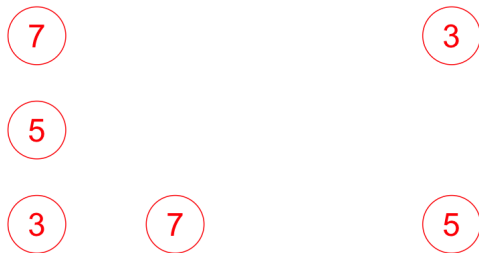
- ▶ **We can't measure the individual-level causal effect**, because we can't observe both $Y_i(1)$ and $Y_i(0)$ at the same time.
- ▶ But we can still estimate the **average treatment effect** with a randomized experiment.
- ▶ **Nous ne pouvons pas mesurer l'effet causal au niveau individuel**, car nous ne pouvons pas observer à la fois $Y_i(1)$ et $Y_i(0)$ pour un même individu.
- ▶ Mais nous pouvons estimer **l'effet moyen du traitement** avec une expérience aléatoire.

Let's go back to the $Y_i(1)$ | *Revenons à* $Y_i(1)$



true average of $Y(1) = 5.25$

We can take a random sample of these $Y_i(1)$ | *Sélectionnons un échantillon aléatoire de $Y_i(1)$*



average $Y(1)$ of sample #1 = 5

We can take another random sample of these $Y_i(1)$ | *Sélectionnons un autre échantillon aléatoire de $Y_i(1)$*



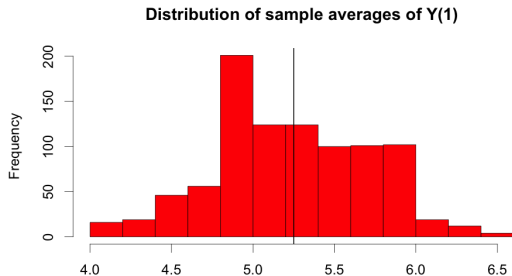
average $Y(1)$ of sample #2 = 5.5

And another! | *Et un autre!*



average $Y(1)$ of sample #3 = 5.67

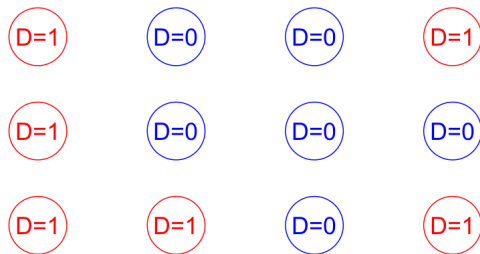
Average of sample averages | *La moyenne des moyennes de l'échantillon*



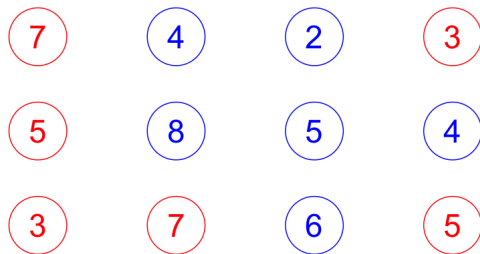
- ▶ A particular sample average will not be the true population average.
- ▶ But the average of all the sample averages will be the true population average!

- ▶ Un échantillon particulier ne nous donnera probablement pas la vraie valeur.
- ▶ Mais la moyenne de toutes les moyennes possibles est la vraie valeur!

A random assignment | *Une assignation aléatoire*

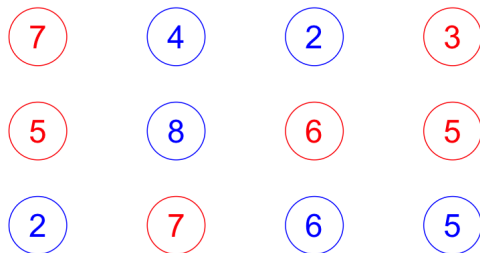


We learn the outcomes and produce an estimate | *Nous apprenons les résultats et produisons une estimation*



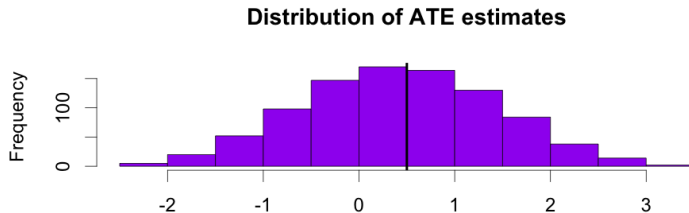
$$5 - 4.83 = 0.17$$

A different random assignment would have produced another estimate (maybe different) | *Une assignation aléatoire différente aurait produit une autre estimation (peut-être différente)*



$$5.5 - 4.5 = 1$$

Randomization is powerful | *Randomiser est puissant*



- ▶ A particular random assignment will probably not give us the true average treatment effect.
- ▶ But the average of the estimates produced by all possible randomizations will be the true average treatment effect!
- ▶ Une assignation aléatoire particulière ne nous donnera probablement pas la vraie valeur de l'effet causal moyen de traitement.
- ▶ Mais la moyenne de toutes les estimations possibles est la vraie valeur.

Randomization is powerful | *Randomiser est puissant*

Average treatment effect / l'effet moyen du traitement (ATE):

$$\begin{aligned}ATE &= \bar{\tau}_i = \overline{Y_i(1) - Y_i(0)} \\ &= \overline{Y_i(1)} - \overline{Y_i(0)}\end{aligned}$$

1. The average of a difference equals the difference of averages.

1. La moyenne des différences est égale à la différence des moyennes.

Randomization is powerful | *Randomiser est puissant*

$$Y_i = D_i Y_i(1) + (1 - D_i) Y_i(0)$$

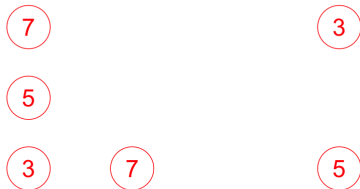
2. For the treated units, the observed outcome Y_i is $Y_i(1)$.
3. For the control units, the observed outcome Y_i is $Y_i(0)$.

2. Pour les unités traitées, nous observons $Y_i = Y_i(1)$.
3. Pour les unités au contrôle, nous observons $Y_i = Y_i(0)$.

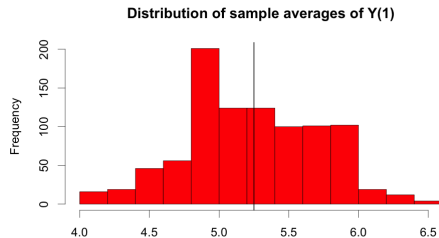
Randomization is powerful | *Randomiser est puissant*

$$E_R[\overline{Y}_i | D_i = 1] = \overline{Y_i(1)}$$

$$E_R[\overline{Y}_i | D_i = 0] = \overline{Y_i(0)}$$



average $Y(1)$ of sample #1 = 5



Randomization is powerful | *Randomiser est puissant*

$$E_R[\overline{Y_i} | D_i = 1] = \overline{Y_i(1)}$$

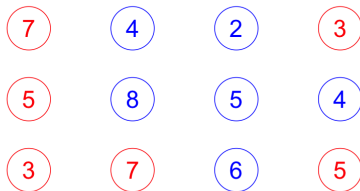
$$E_R[\overline{Y_i} | D_i = 0] = \overline{Y_i(0)}$$

4. Because the units were randomly assigned to treatment, the average of the Y_i for the treated units is a good estimate of the average of $Y_i(1)$ for all the units. The same logic applies to the units randomly assigned to control.

4. Parce que les unités ont été assignées de manière aléatoire au traitement, la moyenne de Y_i pour les unités traitées est une bonne estimation de la moyenne de $Y_i(1)$ pour toutes nos unités. La même logique s'applique pour les unités assignées aléatoirement au contrôle.

Randomization is powerful | *Randomiser est puissant*

ATE estimate: $\overline{Y}_{treated} - \overline{Y}_{control}$



$$5 - 4.83 = 0.17$$

Randomization is powerful | *Randomiser est puissant*

$$ATE = \overline{Y_i(1)} - \overline{Y_i(0)}$$

$$E_R[\overline{Y_i} | D_i = 1] = \overline{Y_i(1)}$$

$$E_R[\overline{Y_i} | D_i = 0] = \overline{Y_i(0)}$$

Core assumptions | *Hypothèses clés*

Core assumptions | *Hypothèses clés*

We have random assignment of treatment.

We need two core assumptions for randomized experiments:

1. SUTVA (Stable unit treatment value assumption).
2. Excludability.

Nous avons l'assignation aléatoire du traitement.

Nous avons besoin de deux hypothèses clés pour les expériences aléatoires:

1. L'hypothèse SUTVA (Hypothèse stable de la valeur de traitement d'une unité).
2. La restriction d'exclusion.

Definition: Random assignment of treatment | *Définition: L'assignation aléatoire du traitement*

- ▶ Random assignment means that each observation has a *known* probability of assignment to experimental conditions *between* 0 and 1.
 - ▶ No unit in the experimental sample is assigned to treatment with certainty (probability = 1) or to control with certainty (probability = 0).
- ▶ L'assignation aléatoire signifie que chaque observation a une probabilité *connue* d'assignation au traitement comprise entre 0 et 1.
 - ▶ Aucune unité de l'échantillon expérimental n'est assignée au traitement (probabilité = 1) ou au contrôle avec certitude (probabilité = 0).

Definition: Random assignment of treatment | *Définition: L'assignation aléatoire du traitement*

- ▶ It doesn't mean haphazard or uncontrolled!
- ▶ Careful: Treatment assignment may be randomized, but treatment condition received may not be the same and hence not randomized.
- ▶ Cela ne signifie ni désordonné ni incontrôlé!
- ▶ Attention ! L'assignation du traitement peut être randomisée, mais la condition du traitement reçu peut ne pas être la même que la condition assignée (donc ne pas être randomisée).

Core assumption 1: SUTVA, part 1 | *Hypothèse clé 1: SUTVA, partie 1*

1.1 No interference – A subject's potential outcome reflects only whether that subject receives the treatment himself/herself. It is not affected by how treatments happen to be allocated to other subjects.

- ▶ A classic violation is the case of vaccines and their spillover effects.

1.1 L'absence de contamination – Le résultat potentiel d'un sujet reflète uniquement la réception du traitement par ce sujet. Il n'est pas affecté par le statut de traitement des autres sujets.

- ▶ Une violation classique est le cas des vaccins et de leurs effets de contamination.

Core assumption 1: SUTVA, part 2 | *Hypothèse clé 1: SUTVA, partie 2*

1.2 No hidden variations of the treatment

- Say treatment is taking a vaccine, but there are two kinds of vaccines and they have different ingredients.

1.2 Pas de variations cachées du traitement

- Disons que le traitement consiste à prendre un vaccin, mais il existe deux types de vaccins et ils ont des compositions différentes.

Core assumption 2: Excludability | *Hypothèse clé 2: La restriction d'exclusion*

2. Treatment assignment has no effect on outcomes except through its effect on whether treatment was received.
 - ▶ Treatment and control groups should be treated the same, except for the actual treatment.
2. L'assignation au traitement n'a aucun effet sur les résultats, sauf à travers l'effet de recevoir ou non le traitement.
 - ▶ Important de maintenir la symétrie entre les groupes de traitement et de contrôle, excepté le statut du traitement.

Randomized experiments vs observational studies | *Études randomisées vs. études observationnelles*

Observational studies | *Études observationnelles*

- ▶ Treatment is not randomly assigned. It is observed, but not manipulated by researchers.
- ▶ Differences in outcomes might be due to underlying differences (selection bias) or the treatment, plus noise. It's often very hard to tell.
- ▶ Le traitement n'est pas assigné de manière aléatoire. Il est observé, mais pas manipulé pas les chercheurs.
- ▶ Les différences de résultats peuvent être dues à des différences sous-jacentes (biais de sélection) ou au traitement, plus le bruit. C'est souvent très difficile à dire.

Randomized studies | *Études randomisées*

- ▶ Randomize treatment, then go measure outcomes.
 - ▶ Randomization creates two groups that we expect to be similar except that one will receive the treatment and the other will not. Differences before receiving treatment are only due to chance.
 - ▶ We can attribute differences in outcomes to the treatment (plus chance) instead of other factors.
- ▶ Le traitement est assigné de manière aléatoire, ensuite on mesure les résultats.
 - ▶ La randomisation crée deux groupes qu'on s'attend à ce qu'ils soient similaires excepté qu'un recevra le traitement et l'autre non. Les différences entre les groupes avant de recevoir le traitement ne sont dues qu'au hasard.
 - ▶ Nous pouvons attribuer les différences de résultats au traitement (en plus du hasard) plutôt qu'à d'autres facteurs.

Internal validity | *La validité interne*

- ▶ Randomization generally gives us internal validity – confidence in our estimate of the causal effect of D on Y for our study.
- ▶ Observational studies need additional strong assumptions to try to deal with selection bias.
- ▶ La randomisation nous donne généralement une validité interne : une confiance dans notre estimation de l'effet causal de D sur Y pour notre étude.
- ▶ Les études observationnelles ont besoin d'autres hypothèses fortes pour résoudre le biais de sélection.

External Validity (Generalizability) | *La validité externe (Généralisabilité)*

- ▶ The finding from a particular study in one particular place and at one particular time may not hold in other settings (i.e., not have external validity).
- ▶ This is a general concern for observational studies as well, not just a concern for randomized studies.
- ▶ Le résultat d'une étude à un endroit et moment particuliers peut ne pas être valable dans d'autres contextes (i.e. la validité externe).
- ▶ C'est une préoccupation générale, pas seulement une préoccupation pour les études randomisées.

- ▶ EGAP Methods Guide on Randomization
(<https://egap.org/resource/10-things-to-know-about-randomization/>)
- ▶ EGAP's Metaketa Initiative works to accumulate knowledge by pre-planning a meta-analysis of multiple studies that have high internal validity due to randomization.
- ▶ Guide des méthodes EGAP sur la randomisation
(<https://egap.org/fr/resource/10-choses-a-savoir-sur-la-randomisation/>)
- ▶ L'initiative Metaketa d'EGAP vise à accumuler des connaissances en pré-planifiant une méta-analyse de plusieurs études qui ont une validité interne élevée en raison de la randomisation.