# Randomization 2: Some common types of designs | Randomisation 2: Quelques types courants de conception

Oluwaremikun Adebisi and Christelle Zozoungbo

25 June/juin 2024





#### Some common designs | Quelques types courants de conception

- 1. Factorial
- 2. Waitlist (delayed access)
- 3. Encouragement

- 1. Factorielle
- 2. Liste d'attente (Accès graduel)
- 3. Incitations



- In a factorial design, there are two or more factors and each factor has two or more conditions.
- Each unit is assigned to one of the possible combination of these conditions.

- Dans un plan factoriel, il y a au moins deux facteurs et chaque facteur comporte au moins deux conditions.
- Chaque unité est assignée à l'une des combinaisons possibles de ces conditions.



		Transport		
		Yes No		
Information	Yes	Information + Transportation	Information only	
	No	Transport only	Neither	



		Transport		
		Yes	No	
Information	Yes	Information + Transportation	Information only	
	No	Transport only	Neither	

There are many possible treatment effects (comparisons) in a factorial design:

 Conditional Average Treatment Effect (CATE): the ATE of one factor, fixing the level of the other factor. Il y a plusiers effets de traitement (comparaisons) dans une conception factorielle:

Effet moyen conditionnel (CATE):
 L'effet du traitement, conditionnel au
 maintien de l'autre pour une valeur
 fixe



#### 

- ► There are four possible CATEs in this design.
- One is the CATE of information conditional on having transport. It compares the cell with information + transport to the cell with transport only. We can ignore the second column.



		Transport		
		Yes	No	
Information	Yes	Information + Transportation	Information only	
	No	Transport only	Neither	

- Interaction effect: how much the ATE of one factor may differ by levels of the other factor. A treatment effect may be larger or smaller depending on the other treatment.
- Effet d'interaction : l'effet d'un traitement (peut-être) dépend de la condition d'assignation de l'unité à un autre traitment. Cela signifie qu'un traitement peut amplifier ou réduire l'effet de l'autre.



#### 

- Does having transport change the effect of information? We compare the CATE of information with transport (from before) to the CATE of information without transport.
- ► If the 2 CATEs are different, we say there is an interaction effect.
- ::: {.col data-latex="{0.48\textwidth}"}



		Transport		
		Yes	No	
Information	Yes	Information $+$ Transportation	Information only	
	No	Transport only	Neither	

- Average marginal effect: Main effect
  of each treatment in a factorial
  design. It is the average of the
  conditional marginal effects for all
  the conditions of the other treatment,
  weighted by the proportion of the
  sample that was assigned to each
  condition
- 3. Effet marginal moyen: Effet principal de chaque traitement dans une conception factorielle. C'est la moyenne des effets marginaux conditionnels pour toutes les conditions de l'autre traitement, pondérée par la proportion de l'échantillon qui a été assignée à chaque condition.



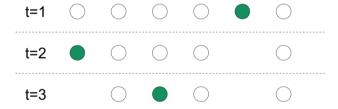
166

```
library(randomizr)
set.seed(12345)
# first randomly assign units to information or not
information <- complete ra(N=24, m=12)
# randomly assign to transport, blocking by information
transport <- block ra(blocks = information)
table(information, transport)
##
              transport
## information 0 1
##
          066
```

##

- Situation: Only a certain number of units can be treated at a time. Once treated, a unit stays in treatment.
- When an intervention can be or must be rolled out in stages, you can randomize the order (timing) in which units are treated.
- Situation: Seul un certain nombre d'unités peuvent être traitées en même temps. Une fois traitée, une unité reste en traitement.
- Lorsqu'une intervention peut ou doit être déployée par étapes, vous pouvez procéder à une assignation aléatoire l'ordre (timing) de traitement des unités.





➤ Your control group are the as-yet untreated units.

Votre groupe de contrôle sont les unités pas encore traitées.

- ▶ We need to assume **no anticipation**.
- This means that the potential outcome is not affected by future treatment status.

- Nous devons l'hypothèse d'aucune anticipation.
- Cela signifie que le résultat potentiel n'est pas affecté par l'état futur du traitement.



- ► We analyze the data from all time periods together.
- ▶ Be careful: the probability of assignment to treatment will vary over time because units that are assigned to treatment in earlier stages are not eligible to be assigned to treatment in later stages.
- Nous analysons les données de toutes les périodes ensemble.
- Attention : la probabilité d'assignation au traitement variera dans le temps car les unités assignées au traitement à des stades antérieurs ne sont plus éligibles pour être assignées à un traitement aux stades ultérieurs.



- ➤ Situation: You can't force people to take (receive) your treatment.

  Treatment assigned is not the same as treatment received.
- We can randomize encouragement to take the treatment, such as a request to drink coffee or offering a subsidy to participate in a program.
- We measure the encouragement Z, taking the treatment D, and the outcome Y.

- Situation : Vous ne pouvez pas forcer les gens à prendre (recevoir) le traitement. Le traitement attribué n'est pas le même que le traitement reçu.
- Nous pouvons assigner de manière aléotoire l'**incitation** (l'encouragement) à suivre le traitement, en demandant par exemple aux individus de boire un café ou en offrant une subvention pour participer à un programme.
- ➤ On mésure l'incitation Z, le traitement reçu D, et le résultat Y.



- We can learn the average effect of the encouragement to take the treatment for our study sample (ITT, the intent-to-treat effect) on the outcome Y.
- With some additional assumptions, we can also learn the average effect of taking the treatment for Compliers. This is known as the Complier Average Causal Effect (CACE) or Local Average Treatment Effect (LATE).
- Nous pouvons apprendre l'effet moyen de *l'encouragement* à suivre le traitement (ITT, l'effet d'intention de traiter) sur le résultat *Y*.
- Avec quelques hypothèses supplémentaires, nous pouvons également connaître l'effet moyen de l'acceptation du traitement pour les conformistes. C'est ce qu'on appelle l'effet causal moyen du conformiste (CACE) ou l'effet moyen local du traitement (LATE).



➤ Who are Compliers? They are units that would take the treatment if encouraged and not take the treatment if not encouraged. ▶ Qui sont les Conformistes ? Il s'agit de sujets qui prendraient le traitement lorsqu'ils sont assignés à l'encouragement et qui ne prendraient pas le traitement lorsqu'ils ne sont pas assignés à l'encouragement.

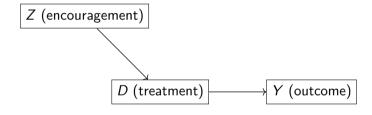
Type / Type	Z = 1	Z = 0
Always Taker / Toujours preneur	D(1) = 1	D(0) = 1
Complier / Conformiste	D(1) = 1	D(0) = 0
Never Taker / Jamais preneur	D(1) = 0	D(0) = 0
Defier / Non-conformiste	D(1) = 0	D(0) = 1



► For CACE, we need **excludability** (exclusion restriction): the encouragement *Z* only affects the outcome *Y* through taking the treatment *D*.

 Pour CACE, nous avons besoin de l'excluabilité (restriction d'exclusion)
 : l'encouragement Z n'affecte le résultat Y qu'a travers le traitement D.







- For CACE using this design, we also need the assumption of monotonicity. This means no Defiers.
- Pour CACE avec cette conception, nous avons également besoin d'hypothèse de la monotonicité. Cela signifie qu'il n'y a pas de Non-conformistes.

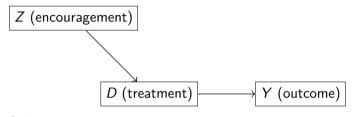
Type / <i>Type</i>	Z = 1	Z = 0
Always Taker / Toujours preneur	D(1) = 1	D(0) = 1
Complier / Conformiste	D(1) = 1	D(0) = 0
Never Taker / Jamais preneur	D(1) = 0	D(0) = 0



Type / Type	Z=1	Z = 0
Always Taker / Toujours preneur	D(1) = 1	D(0) = 1
Complier / Conformiste	D(1) = 1	D(0) = 0
Never Taker / Jamais preneur	D(1) = 0	D(0) = 0

- D = 1 for Always Takers, no matter Z.
- ▶ D = 0 for Never Takers, no matter Z. ▶ CHANGE
- ▶ D may be 1 or 0 for Compliers, depending on Z.

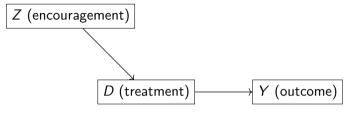




▶ Given this design, we can never see the other D condition for Always-Takers and Never-Takers, so we can't learn the effect of D on Y.

CHANGE





- ▶ But we can learn the average effect of D on Y for Compliers because they can have D = 1 or D = 0.
- And we can learn the ATE for Compliers (CACE) using randomization of Z, which creates similar groups of Compliers with D = 1 and D = 0.

CHANGE



- Careful (1)! Do not compare those who take treatment (D=1) to those who do not (D=0). Taking treatment is not randomly assigned and the two groups are not comparable.
- Attention (1) ! Ne comparez pas les sujets qui prendraient le traitement (D=1) à ceux qui ne le prendraient pas (D=0). La prise du traitement n'est pas aléatoire et les deux groupes ne sont pas comparables.



- Careful (2)! For the CACE, we have to assess whether excludability and monotonicity hold in our study.
- ► If not, we can still target the ITT with the other standard key assumptions.

- Attention (2)! Il faut que évaluer si le restriction d'exclusion et la monotonicité sont raisonnables dans notre étude.
- Si non, nous pouvons encore cibler l'ITT avec les autres hypothèses clés standardes.



- ▶ When would you target ITT? When would you target CACE?
- ► ITT might be a compromise, but it might be the estimand you care about. Policy can directly change Z, but not D. So ITT (effect of Z on Y) may be more important.
- Quand cibler l'ITT ? Quand cibleriez-vous le CACE ?
- L'ITT peut être un compromis, mais il peut s'agir du paramètre qui vous intéresse. La politique peut modifier directement Z, mais pas D. L'ITT (effet de Z sur Y) peut donc être plus important.



#### Summary | Résumé

- ► Factorial: 2 or more treatments with possible interaction
- Waitlist: constraint on how many treatments can be delievered at once
- Encouragement: can't force units to take the treatment

- ► Factorielle: 2 traitements ou plus avec interaction possible
- Liste d'attente: contrainte sur le nombre de traitements pouvant être délivrés à la fois
- L'incitation: ne peut pas obliger les unités à recevoir le traitement



#### Resources | Ressources

- ► EGAP Methods Guide on Randomization (https://egap.org/resource/10-things-to-know-about-randomization/)
- ► Guide des méthodes EGAP sur la randomisation (https://egap.org/fr/resource/10-choses-a-savoir-sur-la-randomisation/)

