### Estimation and Hypothesis Testing 2 | Les estimateurs et les tests d'hypothèses 2

Nahomi Ichino and/et Yannick Kouogueng

21 May/mai 2025



Covariate Adjustment | Ajustement des covariables

Cluster Randomization | Randomisation par grappe

Experiments with Multiple Arms | Les éxperiences avec plusieurs bras

Factorial Design | La conception factorielle



#### A Quick Reminder | *Un pétit rappel*

- Remember: Analyze as you randomize
- We prefer estimators that are unbiased and have greater precision

- ► N'oubliez pas : Analysez comme vous randomisez
- Nous préférons les estimateurs non biaisés et plus précis



Covariate Adjustment | Ajustement des covariables



#### Estimator: Linear regression with covariates |

#### Estimateur : La régression linéaire avec des covariables

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 Z_i + \gamma X_i + e_i$$

- We can include a pre-treatment covariate X that is predictive of the outcome variable in our regression model.
- Think of X as fixed before the randomization. For example: pre-treatment measure of the outcome.
- Careful: This can bias our estimates, but improve their precision.

- Nous pouvons inclure une covariable pré-traitement X qui est prédictive de la variable de résultat dans notre modèle de régression.
- ▶ Pensez que X est fixé avant la randomisation. Par exemple : un mesure du résultat avant le traitement.
- Attention : Cela peut biaiser nos estimations, mais améliorer leur précision.



### Estimator: Linear regression with covariates | Estimateur : La régression linéaire avec des covariables

$$Y_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 Z_i + \hat{\gamma} X_i + e_i$$

- The estimated coefficient on the treatment variable  $(\hat{\beta}_1)$  is again our  $\widehat{ATE}$ .
- The estimated coefficient on the covariate  $(\hat{\gamma})$  is *not* the causal effect of that variable.
- Le coefficient estimé sur la variable de traitement  $(\hat{\beta}_1)$  est encore notre  $\widehat{ATE}$ .
- Le coefficient estimé de la covariable  $(\hat{\gamma})$  n'est pas l'effet estimé causal de cette variable.



### Estimator: Linear regression with covariates | Estimateur : La régression linéaire avec des covariables

Dainet DM

	Reject FM	
	(1)	(2)
<b>EFM Treat</b>	0.093***	0.095***
Standard Error	0.027	0.020
RI p-value	0.001	< 0.001
Hypothesis	+	+
Control Mean	0.82	0.82
Control SD	0.16	0.16
DV Range	[0-1]	[0-1]
Blocked FE	Yes	Yes
Controls	No	16
$Adj-R^2$	0.09	0.23
Observations	998	998

**Note**: \* p < .1, \*\* p < 0.05, and \*\*\* p < 0.01

### Estimator: Linear regression with covariates | *Estimateur : La régression linéaire avec des covariables*

```
library(estimatr)
# lm_robust(Y ~ treatment + Language + Gender)
```



Cluster Randomization | Randomisation par grappe



## Estimator: Regression with cluster-robust standard errors | Estimateur : La régression avec des erreurs types robustes au niveau du cluster

$$Y_{ic} = \hat{eta}_0 + \hat{eta}_1 Z_c + e_{ic}$$
  $Y_{ic} = \hat{eta}_0 + \hat{eta}_1 Z_c + \hat{eta}_2 X_{ic} + e_{ic}$ 

- Our analysis has to take into account the fact that treatment is assigned at the cluster level with cluster-robust standard errors.
- $\hat{\beta}_1$  is the  $\widehat{ATE}$  of the treatment on individual units.
- ► We can also do covariate adjustment at the same time.

- Notre analyse doit prendre en compte le fait que le traitement est attribué au niveau du cluster avec des erreurs types robustes au niveau du cluster.
- $\hat{\beta}_1$  est  $\widehat{ATE}$  du traitement sur les unités individuelles.
- Nous pouvons également effectuer un ajustement covariable en même temps.



#### Cluster Randomization | Randomisation par grappe

```
library(estimatr)

# lm_robust(Y ~ treatment, clusters=cluster_variable)

# lm_robust(Y ~ treatment + covariate, clusters=cluster_variable)
```



Experiments with Multiple Arms | Les éxperiences avec plusieurs bras



## Estimator 1: Difference-in-Means | Estimateur 1 : La différence en moyennes



- We can always take the difference-in-means between any two groups.
- Nous pouvons toujours tenir compte de la différence de moyens entre deux groupes.



#### Estimator 2: Linear regression | Estimateur 2 : La régression linéaire

$$Y_i = \hat{\alpha} + \hat{\beta}_A Z_{Ai} + \hat{\beta}_B Z_{Bi} + e_i$$

$$Y_i = \hat{\alpha} + \hat{\beta}_A Z_{Ai} + \hat{\beta}_B Z_{Bi} + \hat{\gamma} X_i + e_i$$

- Regression with an indicator variable for each of the two treatment arms.
  - $ightharpoonup Z_{Ai} = 1$  if unit *i* has treatment  $Z_A$ , 0 otherwise
  - $ightharpoonup Z_{Bi} = 1$  if unit i has treatment  $Z_B$ , 0 otherwise
- We can also do covariate adjustment at the same time.

- Régression avec une variable indicatrice pour chacun des deux bras de traitement.
  - $Z_{Ai} = 1$  si unité i a traitement A, sinon 0
  - $ightharpoonup Z_{Bi} = 1$  si unité i a traitement B, sinon 0
- Nous pouvons également effectuer un ajustement covariable en même temps.



#### Estimator 2: Linear regression | Estimateur 2 : La régression linéaire

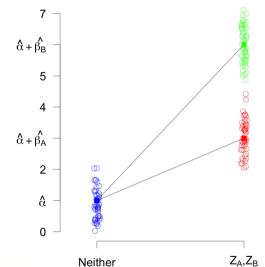
$$Y_i = \hat{\alpha} + \hat{\beta_A} Z_{Ai} + \hat{\beta_B} Z_{Bi} + e_i$$

- $\hat{\beta}_A$  is the  $\widehat{ATE}$  of  $Z_A$  (compared with control).
- $ightharpoonup \hat{\beta_B}$  is the  $\widehat{ATE}$  of  $Z_B$  (compared with control).
- ► How do we estimate the effect of  $Z_B$  compared to  $Z_A$ ?

- $\hat{\beta}_A$  est  $\widehat{ATE}$  de  $Z_A$  (par rapport au contrôle).
- $\hat{\beta}_B$  est  $\widehat{ATE}$  de  $Z_B$  (par rapport au contrôle).
- ► Comment estimer l'effet de  $Z_B$  par rapport à  $Z_A$ ?



#### Estimator 2: Linear regression | Estimateur 2 : La régression linéaire



 $Z_A$  only  $Z_B$  only
Neither (control)  $Y_i = \hat{\alpha} + \hat{\beta_A} Z_{Ai} + \hat{\beta_B} Z_{Bi} + e_i$ 

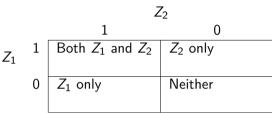
# Estimators for Multi-arm Designs | Les estimateurs pour les éxperiences avec plusiers bras

```
library(estimatr)
# M <- difference in means(Y ~ treatment,
          condition1="T1".
          condition2="T2")
library(car)
## Loading required package: carData
# linearHypothesis(M. "T1=T2")
# lm_robust(Y ~ as.factor(treatment))
```

Factorial Design | La conception factorielle



## Estimator 1: Difference-in-Means | Estimateur 1 : La différence en moyennes



- ► We use factorial design, when we are interested in interaction effects.
- ► If we have a 2\*2 factorial design, we have four groups.
- We can always take the difference-in-means between any two groups.
- Nous utilisons un plan factoriel quand nous nous intéressons aux effets d'interaction.
- Si nous avons une conception factorielle 2\*2, nous avons 4 groupes.
- Nous pouvons toujours tenir compte de la différence de moyens entre deux groupes.



# Estimator 2: Linear Regression with an Interaction Term | Estimateur 2 : La régression linéaire avec un terme d'interaction

$$Y_{i} = \hat{\beta}_{0} + \hat{\beta}_{1} Z_{1i} + \hat{\beta}_{2} Z_{2i} + \hat{\beta}_{3} Z_{1i} * Z_{2i} + e_{i}$$

$$Y_{i} = \hat{\beta}_{0} + \hat{\beta}_{1} Z_{1i} + \hat{\beta}_{2} Z_{2i} + \hat{\beta}_{3} Z_{1i} * Z_{2i} + \hat{\gamma} X_{i} + e_{i}$$

- ▶ Indicator variables for  $Z_1$  and  $Z_2$ .
- ► We can also do covariate adjustment at the same time.
- ▶ Variables indicatrices pour  $Z_1$  et  $Z_2$ .
- Nous pouvons également effectuer un ajustement covariable en même temps.



## Estimator 2: Linear Regression with an Interaction Term | Estimateur 2 : La régression linéaire avec un terme d'interaction

$$Y_i = \hat{\beta_0} + \hat{\beta_1} Z_{1i} + \hat{\beta_2} Z_{2i} + \hat{\beta_3} Z_{1i} * Z_{2i} + e_i$$

- ▶ Estimand | Paramètre:  $E[Y(Z_1 = 1) Y(Z_1 = 0)|Z_2 = 0]$ 
  - $ightharpoonup \widehat{eta_1}$  is the  $\widehat{ATE}$  of  $Z_1$  conditional on  $Z_2=0$  |  $\widehat{ATE}$  de  $Z_1$  conditional à  $Z_2=0$ .

#### Estimator 2: Linear Regression with an Interaction Term | Estimateur 2: La régression linéaire avec un terme d'interaction

$$Z_2$$
 $1$ 
 $Z_1$ 
 $Z_2$ 
 $Z_1$ 
 $Z_2$ 
 $Z_2$ 
 $Z_2$ 
 $Z_3$ 
 $Z_4$ 
 $Z_4$ 
 $Z_5$ 
 $Z_5$ 
 $Z_5$ 
 $Z_6$ 
 $Z_7$ 
 $Z_7$ 
 $Z_7$ 
 $Z_8$ 
 $Z_8$ 
 $Z_9$ 
 $Z_9$ 

$$Y_i = \hat{\beta_0} + \hat{\beta_1} Z_{1i} + \hat{\beta_2} Z_{2i} + \hat{\beta_3} Z_{1i} * Z_{2i} + e_i$$

- ▶ Estimand | Paramètre:  $E[Y(Z_1 = 1) Y(Z_1 = 0)|Z_2 = 1]$ 
  - lacktriangledown  $\hat{eta}_1+\hat{eta}_3=\widehat{ATE}$  of  $Z_1$  conditional on  $Z_2=1\mid\widehat{ATE}$  de  $Z_1$  conditionnel à  $Z_2=1$
- $\triangleright$   $\beta_3$  is called the interaction effect.  $\beta_3$  est appelé l'effet d'interaction.



#### Estimator 2: Linear Regression with an Interaction Term | Estimateur 2:

La régression linéaire avec un terme d'interaction

Table 4. Adoption for Parents Sampled for SAFI & Subsidy Programs		
	Used Fertilizer	
	Season 1	
Panel A. 2004 Season 1 Treatments	(1)	
SAFI Season 1	0.114	
	(0.035)***	
Starter Kit Farmer	0.059	
	(0.042)	
Starter Kit Farmer * Demonstration Plot	-0.026	
School	(0.060)	
Demonstration Plot School	0.006	
	(0.314)	

Standard errors in parentheses. \* significant at 10%; \*\* significant at 5%; \*\*\* significant at 1%

$$\hat{Y} = \hat{lpha} + 0.059 \textit{Kit} + 0.006 \textit{Demo} - 0.026 \textit{Kit} * \textit{Demo}$$



### Estimator 2: Linear Regression with an Interaction Term | Estimateur 2: La régression linéaire avec un terme d'interaction

$$\hat{Y}=\hat{lpha}+0.059$$
Kit $+0.006$ Demo $-0.026$ Kit $*$ Demo

Neither: 
$$\hat{Y}=\hat{lpha}$$

Kit only: 
$$\hat{Y} = \hat{\alpha} + 0.059$$

Demo only: 
$$\hat{Y} = \hat{\alpha} + 0.006$$

Kit and Demo: 
$$\hat{Y} = \hat{\alpha} + 0.059 + 0.006 - 0.026$$

The and Bellio. 
$$T = \alpha + 0.033 + 0.000 = 0.020$$

$$\widehat{\textit{ATE}}$$
 of Kit conditional on No Demo  $= \hat{lpha} + 0.059$  -  $\hat{lpha} = 0.059$ 

 $\widehat{ATE}$  of Kit conditional on Demo =  $\hat{\alpha}$  + 0.059 + 0.006 - 0.026 - ( $\hat{\alpha}$  + 0.006) =

Interaction effect = 0.059 - 0.026 - 0.059 = -0.026

# Estimator 2: Linear Regression with an Interaction Term | Estimateur 2 : La régression linéaire avec un terme d'interaction

```
library(estimatr)
# lm_robust(Y ~ Z1 + Z2 + Z1*Z2)
# lm_robust(Y ~ Z1*Z2)
# lm_robust(Y ~ Z1*Z2 + covariate)
```

