

# S8\_B3\_Effets fixes aléatoires

## Table of contents

1 Contexte : pourquoi parler d'effets fixes et aléatoires ?	1
2 Effets fixes : covariables dont on veut estimer l'effet	2
2.A Définition intuitive . . . . .	2
2.B Ce que signifie « covariables dont on veut estimer l'effet » . . . . .	2
3 Effets aléatoires : modéliser la structure de corrélation	3
3.A Idée de base . . . . .	3
3.B « Variables qui modélisent la structure de corrélation » . . . . .	3
3.B.1 Exemple: intercept aléatoire de centre ( $1   \text{centre}$ ) . . . . .	4
3.B.2 Exemple: Intercept aléatoire de patient ( $1   \text{patient}$ ) dans des données longitudinales . . . . .	4
3.B.3 Exemple: Pente aléatoire (temps   patient) . . . . .	4
4 Résumé conceptuel : ce qui distingue effets fixes et aléatoires	4
5 Exemple simple en R	5
6 En une phrase	8

---

## 1 Contexte : pourquoi parler d'effets fixes et aléatoires ?

On travaille avec des données corrélées :

- patients vus plusieurs fois (données longitudinales),
- patients inclus dans différents centres,
- élèves dans des classes, classes dans des écoles, etc.

Schéma classique :

- $i$  indexe les individus (patients) à l'intérieur d'un groupe,
- $j$  indexe les groupes (centres, services, écoles).

On observe une réponse  $Y_{ij}$  (par exemple un score, une mesure biologique) et des covariables  $X_{ij}$  (âge, sexe, traitement, temps, etc.).

Dans un modèle linéaire simple (sans structure de corrélation explicite) :

$$Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{ij} + \varepsilon_{ij}.$$

Problème : les observations ne sont pas indépendantes (mêmes patients, mêmes centres, etc.).

### **Idée des modèles linéaires mixtes (MLM) :**

Combiner des effets fixes (covariables dont on veut estimer l'effet) et des effets aléatoires (variables qui modélisent la structure de corrélation entre les observations).

□

## **2 Effets fixes : covariables dont on veut estimer l'effet**

### **2.A Définition intuitive**

Un effet fixe, c'est :

- une covariable pour laquelle on veut estimer un effet moyen dans la population,
- avec un coefficient unique valable pour tous les individus (et pour tous les centres) dans le modèle.

Exemples typiques :

- traitement (A vs B),
- âge, sexe,
- dose d'un médicament,
- temps (en jours depuis l'inclusion).

Dans un modèle mixte, on écrit par exemple :

$$Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1, \text{traitement}_{ij} + \beta_2, \text{âge}_{ij} + \dots + (\text{effets aléatoires}) + \varepsilon_{ij}.$$

Les  $\beta_k$  sont des effets fixes :

- $\beta_1$  = effet moyen du traitement dans l'ensemble de la population,
- $\beta_2$  = effet moyen de l'âge, etc.

On interprète  $\beta_1$  comme dans une régression classique :

- si  $Y_{ij}$  est continu : différence moyenne de  $Y$  associée au traitement, après ajustement,
- si on est dans un modèle logistique ou Poisson : log-odds ratio, log-rate ratio, etc.

### **2.B Ce que signifie « covariables dont on veut estimer l'effet »**

Quand on dit :

**Effets fixes : covariables dont on veut estimer l'effet,**

on veut dire :

- ce sont les variables pour lesquelles l'effet lui-même est l'objet du résultat scientifique,
- on va rapporter ces effets dans un tableau de résultats (estimateur, intervalle de confiance,  $p$ -value),
- on suppose que cet effet est le même dans tous les centres / tous les patients, à l'intérieur du modèle.

Exemple :

- on veut savoir si le nouveau traitement réduit la mortalité, en moyenne,
- on met le traitement en effet fixe,
- on interprète  $\hat{\beta}_{\text{traitement}}$  comme l'effet moyen du traitement.

□

### 3 Effets aléatoires : modéliser la structure de corrélation

#### 3.A Idée de base

Les effets aléatoires servent à modéliser :

- le fait que des observations appartenant au même groupe se ressemblent plus que des observations de groupes différents,
- la variabilité entre groupes (centres, patients, écoles, etc.),
- la corrélation entre observations d'un même groupe.

On écrit par exemple, pour des patients  $i$  dans des centres  $j$  :

$$Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{ij} + u_j + \varepsilon_{ij},$$

avec :

- $u_j$  = effet aléatoire de centre (spécifique au centre  $j$ ),
- souvent on suppose  $u_j \sim \mathcal{N}(0, \tau^2)$ ,
- $\varepsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$  = erreur résiduelle individuelle.

Ici :

- $\beta_0$  et  $\beta_1$  sont des effets fixes,
- $u_j$  est un effet aléatoire,
- $u_j$  introduit de la corrélation entre les  $Y_{ij}$  du même centre.

#### 3.B « Variables qui modélisent la structure de corrélation »

La phrase :

Effets aléatoires : variables qui modélisent la structure de corrélation entre les observations

se traduit par : - on ajoute des termes aléatoires (comme  $u_j$ ) qui sont partagés par plusieurs observations, - deux observations qui partagent le même  $u_j$  sont corrélées, - la manière dont on spécifie ces effets aléatoires (intercepts, pentes aléatoires, structure) détermine la forme de la corrélation.

### 3.B.1 Exemple: intercept aléatoire de centre (1 | centre)

Modèle :

$$Y_{ij} = \beta_0 + u_j + \beta_1 X_{ij} + \varepsilon_{ij}.$$

- toutes les observations d'un même centre partagent le même  $u_j$ ,
- cela crée une corrélation intra-centre,
- $\tau^2 = \text{Var}(u_j)$  mesure la variabilité inter-centre.

### 3.B.2 Exemple: Intercept aléatoire de patient (1 | patient) dans des données longitudinales

Modèle :

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_i + \beta_1 t_{ij} + \varepsilon_{ij},$$

où  $t_{ij}$  est le temps et  $b_i$  un effet aléatoire patient.

- toutes les mesures du même patient partagent le même  $b_i$ ,
- cela modélise le fait que chaque patient a un niveau moyen propre,
- $\text{Var}(b_i)$  donne la variabilité inter-patient.

### 3.B.3 Exemple: Pente aléatoire (temps | patient)

Modèle :

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + (\beta_1 + b_{1i})t_{ij} + \varepsilon_{ij}.$$

- chaque patient a son intercept propre  $b_{0i}$  et sa pente propre  $b_{1i}$ ,
- cela permet de modéliser des trajectoires individuelles différentes dans le temps.

□

## 4 Résumé conceptuel : ce qui distingue effets fixes et aléatoires

On peut résumer ainsi :

- Effets fixes
  - On estime des coefficients uniques (par exemple  $\beta_1$  pour le traitement).
  - On s'intéresse directement à la valeur de ces coefficients.
  - On les interprète comme des effets moyens (différence moyenne, log-odds ratio moyen, etc.).
- Effets aléatoires
  - On modélise des variables latentes comme  $u_j, b_i$ , propres aux centres ou aux patients.
  - On ne s'intéresse pas à la valeur spécifique de chaque  $u_j$  en tant que résultat principal, mais à :
    - la variance de ces effets (par exemple  $\tau^2$ ),
    - la structure de corrélation qu'ils induisent.
- Ils permettent de dire : “Les centres/patients diffèrent entre eux selon une distribution (par exemple normale) avec telle variance”.

Les modèles linéaires mixtes :

- combinent des effets fixes (pour les covariables dont on veut l'effet estimé)
- et des effets aléatoires (pour représenter la structure de corrélation et la variabilité entre groupes).

□

## 5 Exemple simple en R

On simule des données avec :

- $J = 8$  centres,
- $n_j = 40$  patients par centre,
- un effet fixe  $x$  (par exemple une covariable continue),
- un effet aléatoire de centre  $u_j$ ,
- une erreur individuelle  $\varepsilon_{ij}$ .

```
J <- 8
n_per_center <- 40
center <- factor(rep(1:J, each = n_per_center))

# Covariable individuelle
x <- rnorm(J * n_per_center, mean = 0, sd = 1)

# Paramètres "vrais"
beta0 <- 2      # effet fixe intercept
beta1 <- 1.5    # effet fixe pour x
tau    <- 1      # écart-type inter-centre
sigma <- 2      # écart-type inter-individuel
```

```

# Effet aléatoire de centre
u <- rnorm(J, mean = 0, sd = tau)
u_center <- u[center]

# Bruit individuel
eps <- rnorm(J * n_per_center, mean = 0, sd = sigma)

# Réponse
y <- beta0 + u_center + beta1 * x + eps

dat <- data.frame(
  y = y,
  x = x,
  center = center
)

head(dat)

```

	y	x	center
1	4.06775203	-0.56047565	1
2	1.90674422	-0.23017749	1
3	6.61061002	1.55870831	1
4	-0.03367521	0.07050839	1
5	0.98815299	0.12928774	1
6	7.84846318	1.71506499	1

On ajuste alors un modèle mixte :

- effet fixe :  $x$ ,
- effet aléatoire : intercept aléatoire pour le centre.

```

mod <- lmer(y ~ x + (1 | center), data = dat)
summary(mod)

```

```

Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']
Formula: y ~ x + (1 | center)
Data: dat

```

```
REML criterion at convergence: 1363.6
```

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.85395	-0.64960	0.02815	0.68295	2.71681

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
center	(Intercept)	0.5729	0.7569

```

Residual           3.9426   1.9856
Number of obs: 320, groups: center, 8

```

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	t value
(Intercept)	2.1368	0.2897	7.375
x	1.5949	0.1165	13.692

Correlation of Fixed Effects:

(Intr)
x -0.012

Dans la sortie :

- partie Fixed effects :
  - (Intercept) : estimation de  $\beta_0$ ,
  - x : estimation de  $\beta_1$ , effet fixe de la covariable.
- partie Random effects :
  - center : variance estimée de  $u_j$  (approximation de  $\tau^2$ ),
  - Residual : variance résiduelle (approximation de  $\sigma^2$ ).

On peut extraire les deux types d'effets :

```
# Effets fixes
fixef(mod)
```

```
(Intercept)          x
2.136808     1.594914
```

```
# Effets aléatoires de centre (BLUPs)
ranef(mod)$center
```

```
(Intercept)
1  0.07338514
2  0.64048205
3 -1.13642609
4  0.81385579
5 -0.59847350
6  0.64985586
7 -0.51545981
8  0.07278056
```

Interprétation :

- fixef(mod) donne les estimations des effets fixes (ce qu'on met dans le tableau de résultats).
- ranef(mod)\$center donne, pour chaque centre, l'estimation de  $u_j$  (effet aléatoire centre) :

- ces valeurs traduisent le fait que certains centres sont au-dessus ou en dessous de la moyenne,
- mais ce n'est pas leur valeur exacte isolée qui est le résultat principal,
- ce qui nous intéresse surtout, c'est la variance de ces effets (la variabilité inter-centre) et la corrélation qu'ils induisent.

□

## 6 En une phrase

- **Effets fixes** : covariables dont on veut estimer et interpréter l'effet moyen ( $\beta$ ), commun à toute la population.
- **Effets aléatoires** : composantes aléatoires (comme  $u_j$ ,  $b_i$ ) ajoutées pour représenter la variabilité entre groupes et la corrélation entre observations, via leurs variances ( $\tau^2$ , etc.).

Les modèles linéaires mixtes sont précisément construits pour combiner les deux, afin de : - obtenir des effets fixes cohérents, - et modéliser correctement la structure de dépendance des données.