

# Econométrie des données de panel

Guillaume Horny\*

\*Banque de France

Master 2 MASERATI

# Chapitre 2 : Le modèle à effet aléatoire

# Plan

- 1 Modèle à effet aléatoire
- 2 Généralités sur l'estimation
- 3 Estimation GLS et FGLS
- 4 Test de l'absence d'effets individuels
- 5 Conclusion

# Plan

- 1 Modèle à effet aléatoire
- 2 Généralités sur l'estimation
- 3 Estimation GLS et FGLS
- 4 Test de l'absence d'effets individuels
- 5 Conclusion

# Variable aléatoire ou paramètre ?

Modèle à effet fixe :

$$y_{it} = x'_{it}\beta + \alpha_i + \epsilon_{it},$$

Dans ce chapitre, on ne considère plus  $\alpha_i$  comme un paramètre mais comme une variable aléatoire dotée de sa propre distribution et de sa propre variance

Pour distinguer les deux modèles, on parle traditionnellement de modèle à **effet fixe** et de modèle à **effet aléatoire**.

## Pourquoi s'intéresser au modèle à effet aléatoire ?

- les paramètres de variables constantes dans le temps ne sont pas identifiés dans le modèle à effets fixes
- l'estimateur *within* est peu précis lorsqu'il n'y a que peu de variation intra-individuelle. Rappelez-vous que sous l'hypothèse d'homoscédasticité :

$$\text{Var}(\hat{\beta}_W | X) = \sigma_\epsilon^2 \left( \sum_i \sum_t (X_{it} - X_{i.})' (X_{it} - X_{i.}) \right)^{-1}.$$

lorsque  $X_{it} - X_{i.} \rightarrow 0$ ,  $\text{Var}(\hat{\beta}_W | X) \rightarrow \infty$ .

- Les estimateurs du modèle à effet aléatoire, sous certaines conditions, sont plus précis que l'estimateur *within*

## Le modèle à effet aléatoire

$$y_{it} = x'_{it}\beta + \epsilon_{it},$$

$$\epsilon_{it} = \alpha_j + w_{it},$$

où  $\alpha_j$  est **constant** dans le temps et propre à chaque unité statistique. Son influence sur la variable dépendante est la même à chaque date.

- Ce modèle n'est à première vue qu'une réécriture du modèle à effets fixes individuels. Toutefois, les effets individuels ne sont plus vus ici comme des **paramètres** à estimer, mais comme les réalisations d'une **variable aléatoire**.
- On va donc introduire des hypothèses supplémentaires pour rapprocher le comportement des effets individuels de celui d'un terme d'erreur. On l'appelle parfois ce modèle **le modèle à erreur composée**.

## Le modèle à effets aléatoires : hypothèses (1/2)

Les effets individuels sont compris dans le terme d'erreur. Pour ne pas trop s'éloigner d'un modèle linéaire standard, on spécifie d'une part les relations entre les observables et les erreurs rappelant l'exogénéité conditionnelle :

### Hypothèses :

- 1 H1 :  $E(\epsilon_{it} | x_{i1}, \dots, x_{iT}, \alpha_i) = 0, t = 1, \dots, T.$
- 2 H2 :  $E(\alpha_i | x_{i1}, \dots, x_{iT}) = E(\alpha_i) = 0.$



# Interprétation des hypothèses (1/2)

- La première hypothèse est celle d'exogénéité stricte conditionnelle aux inobservables (cf chapitre 1). On a vu qu'elle impliquait l'absence de corrélation entre les erreurs et les explicatives
- La seconde est à la fois :
  - ▶ une hypothèse d'absence de corrélation entre une des composantes de l'erreur (l'effet individuel) et les explicatives. Elle peut être le résultat d'une hypothèse d'indépendance, souvent effectuée dans les applications utilisant des modèles à effets aléatoires mais rarement justifiable
  - ▶ une hypothèse sur l'espérance de la distribution de  $\alpha$ , qui est une variable aléatoire de moyenne nulle

## Le modèle à effets aléatoires : hypothèses (2/2)

Dans un modèle linéaire standard, le terme d'erreur est une variable aléatoire. Une manière de conserver cette propriété est de le décomposer en la somme de deux variables aléatoires :

**Hypothèses :**

- H3 :  $E(\alpha_i^2 | x_{i1}, \dots, x_{iT}) = \sigma_\alpha^2$ ,  
 $E \left[ (w_{i1}, \dots, w_{iT})(w_{i1}, \dots, w_{iT})' | x_{i1}, \dots, x_{iT}, \alpha_i \right] = \sigma_w^2 I_T$ .

⇒ les deux composantes du terme d'erreur sont de variance finie, les  $w_{it}$  ne sont pas autocorrélés.

## Interprétation des hypothèses (2/2)

H2 et H3 entraînent :

$$\begin{aligned}\text{Var}(\alpha_i | x_{i1}, \dots, x_{iT}) &= \text{E}(\alpha_i^2 | x_{i1}, \dots, x_{iT}) - \text{E}(\alpha_i | x_{i1}, \dots, x_{iT})^2 \\ &= \text{E}(\alpha_i^2) - \text{E}(\alpha_i)^2 = \sigma_\alpha^2.\end{aligned}$$

⇒ les effets individuels sont homoscédastiques

# La variance des erreurs

Modèle :

$$y_{it} = x'_{it}\beta + \epsilon_{it},$$

$$\epsilon_{it} = \alpha_i + w_{it},$$

On a alors :

$$\text{cov}[(\alpha_i + w_{it}), (\alpha_i + w_{is})] = E(\alpha_i^2 + w_{it}w_{is}) = \begin{cases} \sigma_\alpha^2, & t \neq s. \\ \sigma_\alpha^2 + \sigma_w^2, & t = s. \end{cases}$$

## Écriture matricielle de la variance des erreurs

La matrice de variance des erreurs composées est de dimension  $(NT \times NT)$  et s'écrit :

$$\text{Var}(\epsilon) = \begin{pmatrix} A & 0 & \dots & 0 \\ 0 & A & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & A \end{pmatrix},$$

où :

$$A = \begin{pmatrix} \sigma_{\alpha}^2 + \sigma_w^2 & \sigma_{\alpha}^2 & \dots & \sigma_{\alpha}^2 \\ \sigma_{\alpha}^2 & \sigma_{\alpha}^2 + \sigma_w^2 & \dots & \sigma_{\alpha}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{\alpha}^2 & \sigma_{\alpha}^2 & \dots & \sigma_{\alpha}^2 + \sigma_w^2 \end{pmatrix}.$$

## La corrélation des erreurs

Comme

$$\text{cov}[(\alpha_i + w_{it}), (\alpha_i + w_{is})] = \begin{cases} \sigma_\alpha^2, & t \neq s. \\ \sigma_\alpha^2 + \sigma_w^2, & t = s. \end{cases}$$

On a, pour  $t \neq s$  :

$$\text{corr}(\epsilon_{it}, \epsilon_{is}) = \frac{\text{cov}(\epsilon_{it}, \epsilon_{is})}{\sigma_\epsilon \sigma_\epsilon} = \frac{\sigma_\alpha^2}{\sigma_\alpha^2 + \sigma_w^2} \geq 0.$$

Pour un individu  $i$  donné, la corrélation de ses erreurs est positive mais ne varie pas dans le temps (pas d'autocorrélation décroissantes des erreurs composites). Le modèle à effets aléatoires est parfois également appelé le **modèle à erreurs éuicorrélées**.

## Quelle est l'influence de l'effet aléatoire ?

Dans un modèle à effets aléatoires

$$E[y_{it}|x_{it}, \alpha_i] = \alpha_i + x'_{it}\beta,$$

les inobservables introduisent :

- une **autocorrélation**, constante dans le temps, des erreurs d'un individu,
- une **dispersion** ( $\sigma_\alpha^2 > 0$ ) entre les individus
- mais n'ont pas d'impact sur la moyenne conditionnelle de  $Y$ . En effet,  $E(y_{it}|x_{it}) = E_\alpha(E[y_{it}|x_{it}, \alpha_i]) = E_\alpha(\alpha_i + x'_{it}\beta) = x'_{it}\beta$ , car  $E(\alpha_i) = 0$ .

# Plan

- 1 Modèle à effet aléatoire
- 2 Généralités sur l'estimation**
- 3 Estimation GLS et FGLS
- 4 Test de l'absence d'effets individuels
- 5 Conclusion



## Comment estimer le modèle à effet aléatoire ?

*So far, so good*, il ne s'agit que d'un modèle empilé avec une structure particulière de la variance des erreurs composites. Du coup, l'estimation sans biais des  $\beta$  n'est pas particulièrement complexe.

L'estimateur OLS est un bon candidat : il est sans biais et convergent

**Limite** : il a besoin d'erreurs homoscédastiques pour être efficace, ce qui n'est pas le cas dans un modèle à effet aléatoire.

## L'estimateur *between*

En prenant la moyenne sur toutes les années, on a :

$$y_i = \alpha_i + x_i' \beta + w_i.$$

On en déduit le **modèle *between*** :

$$y_i = \alpha + x_i' \beta + (\alpha_i - \alpha + w_i).$$

L'estimateur *between* est l'estimateur OLS de la régression de  $y_i$  sur une constante et les moyennes intertemporelles  $x_i$ . ( $N$  observations!). Comme il exploite l'information contenue dans les  $x_i$ , on l'appelle parfois l'estimateur *inter-individuel*.

## Propriétés de l'estimateur *between*

L'estimateur *between* :

- est **convergent** lorsque  $x_{ij}$  est sans corrélation avec  $(\alpha_j - \alpha + w_{ij})$
- n'est pas convergent lorsque  $x_{ij}$  est corrélé avec  $\alpha_j$
- n'est pas **efficace** car  $\text{Var}(\epsilon)$  n'est pas homoscédastique.

## Quel estimateur efficace pour le modèle à effet aléatoire ?

Pour les  $\beta$ , le problème n'est donc pas tant de trouver un estimateur convergent que de trouver un estimateur **efficace**.

Le problème est que l'estimation OLS n'est pas de plus petite variance, car la structure de la matrice de variance est incompatible avec des erreurs homoscédastiques. Comment estimer alors les coefficients avec précision ?

## Plusieurs solutions

Les estimateurs efficaces pour ce modèle sont :

- Les GLS lorsque la variance des erreurs est connue (rare !)
- Les FGLS lorsqu'elle est inconnue (fréquent)
- ML, en supposant généralement que les deux erreurs sont gaussiennes

On se concentre dans ce cours sur les deux premiers, car les performances de l'estimateur ML dépendent du bien-fondé des hypothèses de normalité. De plus, selon les poids relatifs de  $\sigma_\alpha$  et  $\sigma_w$ , la vraisemblance peut-être unimodale ou multimodale. Son optimisation est donc particulièrement délicate.

# Plan

- 1 Modèle à effet aléatoire
- 2 Généralités sur l'estimation
- 3 Estimation GLS et FGLS**
- 4 Test de l'absence d'effets individuels
- 5 Conclusion

## Rappel sur l'estimation GLS (1/2)

L'estimateur GLS d'un modèle linéaire  $Y = X\beta + \epsilon$ , où  $E(\epsilon\epsilon') = \Omega$ , est :

$$\hat{\beta}_{GLS} = (X' \Omega^{-1} X)^{-1} X' \Omega^{-1} Y.$$

(Exercice : sous quelles conditions sur les erreurs il se simplifie pour devenir l'estimateur OLS?)

## Rappel sur l'estimation GLS (2/2)

Il est équivalent de calculer directement l'estimateur GLS ou bien d'estimer par OLS le modèle :

$$\Omega^{-1/2}Y = \Omega^{-1/2}X\beta + \Omega^{-1/2}\epsilon.$$

(exercice !)

Comme  $\text{Var}(\Omega^{-1/2}\epsilon) = \Omega^{-1/2}\text{Var}(\epsilon)(\Omega^{-1/2})' = I_{NT}$ , les erreurs du modèle transformé sont homoscédastiques et l'estimateur OLS du modèle transformé est efficace.



## Propriété de l'estimateur GLS

Lorsque les hypothèses du modèle sont satisfaites, l'estimateur GLS est sans biais et efficace. Que vouloir de plus ?

L'ennui est que comme la vraie matrice de variance n'est pas observable ( $\sigma_\alpha$  et  $\sigma_w$  inconnus, donc  $\Omega$  inconnue), l'estimateur n'est pas directement utilisable.

## Rappel sur l'estimation FGLS

Comme  $\Omega$  est inconnue, l'estimateur GLS ne peut pas être mis en oeuvre directement. On peut résoudre ce problème en supposant que  $\Omega$  dépend d'un nombre fini de paramètres ( $\Omega \equiv \Omega(\gamma)$ ).

On estime alors  $\hat{\gamma}$  pour en déduire  $\hat{\Omega} = \Omega(\hat{\gamma})$ . Ensuite, comme l'estimateur GLS est linéaire, on peut utiliser  $\hat{\Omega}$  à la place de  $\Omega$  dans les différentes formules.

## Exemple d'estimation de $\Omega$ sur données en coupe

Comme  $\Omega$  est symétrique de dimension  $(NT \times NT)$ ,  $\gamma$  est potentiellement de dimension  $[(NT)^2 + NT]/2$ . Or  $\gamma$  n'est pas identifié s'il contient plus de  $(NT - K)$  éléments. Pour limiter la dimension de  $\gamma$ , on est amenés à faire des **hypothèses sur la structure de  $\Omega$** .

Si on suppose que les erreurs sont hétéroscédastiques et mutuellement indépendantes, on peut supposer  $\text{Var}(\epsilon|X) \equiv \exp(Z' \gamma)$ , où  $Z$  est un sous-ensemble de  $X$ . On peut obtenir  $\hat{\gamma}$  par régression (non-linéaire) des résidus  $\hat{\epsilon}_{OLS}^2$  sur  $\exp(Z' \gamma)$ , puis former  $\Omega$  comme la matrice diagonale d'éléments  $\exp(Z_{it}' \hat{\gamma})$ .

Dans le cas du modèle à **effet aléatoire pour données de panel**,  $\Omega$  est une matrice bloc, dont les blocs sont  $A$ . Elle dépend donc de deux paramètres :  $\sigma_\alpha$  et  $\sigma_w$ .

## Propriétés usuelles de l'estimateur FGLS

Sous des hypothèses standard, assurant notamment que  $\Omega(\gamma)$  est bien estimée, l'estimateur GLS est convergent (mais biaisé à distance finie), efficace et asymptotiquement gaussien.

Si  $\Omega(\gamma)$  est mal spécifiée, l'estimateur FGLS est toujours convergent mais n'est plus efficace. Il ne présente alors plus d'intérêt particulier, sauf à recourir à des variances robustes pour le corriger.

# Estimation GLS du modèle à effets aléatoires

On suppose pour le moment qu'on dispose d'estimateurs convergents de  $\sigma_\alpha^2$  et de  $\sigma_w^2$ . On a donc :

$$\hat{A} \equiv \hat{\sigma}_w^2 I_T + \hat{\sigma}_\alpha^2 \iota_T \iota_T'$$

Dans le modèle à effets aléatoires,  $\Omega$  est connue lorsque  $A$  est connue. L'estimateur GLS a donc pour expression :

$$\hat{\beta}_{GLS} = (X' \hat{\Omega}^{-1} X)^{-1} X' \hat{\Omega}^{-1} Y.$$

## Estimation FGLS du modèle à effets aléatoires (1/3)

On a besoin d'estimer tout d'abord  $\sigma_\alpha^2$  et  $\sigma_w^2$ .

Sous H3, on peut approcher  $\sigma_\epsilon^2$  par la variance empirique des erreurs composées. On a alors besoin d'estimer au préalable les  $\epsilon_{it}$ . On peut les obtenir avec l'estimateur OLS du modèle empilé, noté  $\tilde{\beta}$ . Un estimateur convergent de  $\sigma_\epsilon^2$  est :

$$\hat{\sigma}_\epsilon^2 = \frac{1}{NT - K} \sum_i \sum_t \tilde{\epsilon}_{it}^2.$$

## Estimation FGLS du modèle à effets aléatoires (2/3)

Dans le modèle à effets aléatoire, la covariance des erreurs pour un individu donné est constante :  $\sigma_\alpha^2 = E(\epsilon_{it}\epsilon_{is}), \forall t \neq s$ .

Pour chaque  $i$ , on dispose d'autant d'éléments pour estimer  $\sigma_\alpha^2$  qu'il y a d'éléments de  $A$  au dessus de la diagonale (il y en a  $(T^2 - T)/2$ ). En faisant leur somme :

$$\begin{aligned} E\left(\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{s=t+1}^T \epsilon_{it}\epsilon_{is}\right) &= \sum_{t=1}^{T-1} \sum_{s=t+1}^T \sigma_\alpha^2 \\ &= \sigma_\alpha^2 \frac{T(T-1)}{2}. \end{aligned}$$

## Estimation FGLS du modèle à effets aléatoires (3/3)

Un estimateur convergent de  $\sigma_\alpha$  est la moyenne empirique des résidus d'estimation par OLS du modèle empilé :

$$\hat{\sigma}_\alpha^2 = \frac{1}{NT(T-1)/2 - K} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{T-1} \sum_{s=t+1}^T \tilde{\epsilon}_{it} \tilde{\epsilon}_{is}.$$

Comme on dispose maintenant de  $\hat{\sigma}_\epsilon^2$  et de  $\hat{\sigma}_\alpha^2$ , on en déduit :

$$\hat{\sigma}_w^2 = \hat{\sigma}_\epsilon^2 - \hat{\sigma}_\alpha^2.$$



# Algorithme FGLS

- 1 Estimer par OLS le modèle empilé, en déduire les résidus  $\tilde{\epsilon}_{it}$
- 2 Evaluer :

$$\hat{\sigma}_{\epsilon}^2 = \frac{1}{NT - K} \sum_i \sum_t \tilde{\epsilon}_{it}^2,$$

$$\hat{\sigma}_{\alpha}^2 = \frac{1}{NT(T-1)/2 - K} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{T-1} \sum_{s=t+1}^T \tilde{\epsilon}_{it} \tilde{\epsilon}_{is},$$

puis en déduire  $\hat{\sigma}_w^2$ .

- 3 Former  $\hat{A} = \hat{\sigma}_w^2 I_T + \hat{\sigma}_{\alpha}^2 \iota_T \iota_T'$ , puis  $\hat{\Omega}$ .
- 4 Calculer  $\hat{\beta}_{FGLS} = (X' \hat{\Omega}^{-1} X)^{-1} X' \hat{\Omega}^{-1} Y$ .

# Estimation FGLS d'un modèle à erreurs hétéroscédastiques et autocorrélées

Si les  $w_{it}, \forall t$ , sont hétéroscédastiques et autocorrélés, on utilise :

$$\hat{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{\epsilon}_i \tilde{\epsilon}_i'$$

où  $\tilde{\epsilon}_i$  correspond aux résidus pour l'individu  $i$  de l'estimation par OLS du modèle empilé.

- Pour  $N$  grand, cet estimateur est tout aussi efficace que celui exploitant la structure de  $A$  impliquée par l'hypothèse d'effet aléatoire. Le comportement de cet estimateur lorsque  $N$  est relativement petit est par contre moins satisfaisant.
- **Problème** :  $\sum_{i=1}^N \tilde{\epsilon}_i \tilde{\epsilon}_i'$  contient parfois des éléments négatifs... en contradiction avec l'hypothèse d'effet aléatoire !

# Propriétés de l'estimateur FGLS

Comme on ne dispose en pratique que d'une estimation de la matrice de variance, les propriétés à distance finie ne sont pas très bonnes (c'est le cas général pour ce type d'estimateur). *A contrario*, les propriétés asymptotiques sont bien meilleures.

## Biais de l'estimateur FGLS

Comme tout estimateur FGLS, celui du modèle à effet aléatoire est biaisé :

$$\begin{aligned} E(\widehat{\beta}_{FGLS}|X) &= E \left[ \left( X' \widehat{\Omega}^{-1} X \right)^{-1} X' \widehat{\Omega}^{-1} (X\beta + \epsilon) | X \right] \\ &= \beta + E \left[ \left( X' \widehat{\Omega}^{-1} X \right)^{-1} X' \widehat{\Omega}^{-1} \epsilon | X \right] \\ &\neq \beta. \end{aligned}$$

Deux raisons nous amènent ici :

- comme  $\widehat{\Omega}$  est un estimateur, elle n'est plus une constante mais une variable aléatoire. On ne peut donc pas sortir  $\left( X' \widehat{\Omega}^{-1} X \right)^{-1} X' \widehat{\Omega}^{-1}$  de l'espérance
- Le second terme serait nul si  $\left( X' \widehat{\Omega}^{-1} X \right)^{-1} X' \widehat{\Omega}^{-1}$  était sans corrélation avec  $\epsilon$ . Problème,  $\widehat{\Omega}$  est estimée à partir de résidus OLS qui sont corrélés avec  $\epsilon \dots$

## Efficacité de l'estimateur FGLS

Les propriétés générales de l'estimateur FGLS s'appliquent ici, c-a-d il est efficace si la matrice de variance est bien estimée. En d'autres termes, lorsque toutes les hypothèses du modèle sont valides.

# Propriétés asymptotiques de l'estimateur FGLS

L'estimateur FGLS est **asymptotiquement sans biais et efficace**.

# Plan

- 1 Modèle à effet aléatoire
- 2 Généralités sur l'estimation
- 3 Estimation GLS et FGLS
- 4 Test de l'absence d'effets individuels**
- 5 Conclusion

## Tests basé sur l'analyse de la variance (1/2)

Une première manière consiste à tester la nullité de  $\sigma_\alpha$  :

- $H_0 : \sigma_\alpha = 0$
- $H_1 : \sigma_\alpha \neq 0$

On peut montrer que :

$$\frac{\sigma_w^2}{T\sigma_\alpha^2 + \sigma_w^2} \frac{T\sigma_B^2}{\sigma_w^2} \sim F((N - K), N(T - 1) - K_W),$$

où :

- $\sigma_B^2$  est la variance des erreurs dans le modèle *between*,
- $K_W$  est le nombre de variables explicatives dans le modèle lorsqu'on l'estime par transformation *within* (cad le nombre de variables qui ne sont pas constantes dans le temps).



## Tests basé sur l'analyse de la variance (2/2)

Sous  $H_0$ ,  $\sigma_\alpha = 0$  et la statistique se simplifie :

$$\frac{T\sigma_B^2}{\sigma_w^2} \sim F((N - K), N(T - 1) - K_W),$$

On rejette  $H_0$  lorsque la statistique de Fisher est supérieur à sa valeur théorique sous  $H_0$ .

**Intuition** : Les erreurs *between* sont  $\alpha_i - \alpha + w_i$ . Si la variance des erreurs *between* est "significativement" plus élevée que la variance de la partie des erreurs qui ne dépend pas des effets individuels, alors on rejette l'hypothèse que les effets individuels sont négligeables.

## Tests du multiplicateur de Lagrange

L'utilisation du test de Lagrange est suggérée par Breusch et Pagan (1979). Sous  $H_0$  :

$$\frac{NT}{2(T-1)} \left[ \frac{\sum_i (\sum_t \tilde{\epsilon}_{it})^2}{\sum_i \sum_t \tilde{\epsilon}_{it}^2} - 1 \right]^2 \sim \chi_{(1)}^2.$$

Si cette statistique dépasse  $\chi_{(1),0.95}^2 = 3.84$ , on rejette au seuil de 5% l'hypothèse d'effets individuels nuls.

**Intuition** : la statistique augmente lorsque la covariance des erreurs, pour un individu donnée, s'éloigne relativement à la variance.

# Plan

- 1 Modèle à effet aléatoire
- 2 Généralités sur l'estimation
- 3 Estimation GLS et FGLS
- 4 Test de l'absence d'effets individuels
- 5 Conclusion**

## Principaux résultats

- On peut modéliser l'influence des caractéristiques inobservables avec un élément d'un terme d'**erreur composé**
- Si les caractéristiques inobservables ne sont pas corrélées avec les variables explicatives, alors il n'y a pas de problème d'**endogénéité** et on peut utiliser des techniques standard d'estimation
- Comme la variable aléatoire capturant l'effet des inobservables est caractérisée par une distribution et une variance, cette information peut être utilisée pour obtenir des estimateurs plus **précis** que les estimateurs du modèle empilé, *within...*

## L'estimateur FGLS : avantages et inconvénient

- + efficace sous l'hypothèse d'effet aléatoire, donc plus précis que l'estimateur du modèle empilé ou *within* dans ce contexte
- + estime les coefficients de variables constantes dans le temps
  - biaisé à distance finie, c'est-à-dire en présence de petits échantillons
  - requiert que les caractéristiques inobservables soient sans corrélation avec les caractéristiques observables

## Variable aléatoire ou paramètre ?

Sous :

$$y_{it} = x'_{it}\beta + \alpha_j + \epsilon_{it},$$

Est-il plus judicieux de considérer  $\alpha_j$  comme un paramètre à estimer ou une variable aléatoire ?

Fondamentalement, le problème n'est pas tant la nature des  $\alpha_j$  que leur **corrélation** avec les caractéristiques observables. En consultant les manuels, il faut avoir en tête que lorsqu'ils mentionnent "effet aléatoire", on suppose que les  $\alpha_j$  sont sans corrélation avec les caractéristiques observables, tandis que "effet fixe" veut dire qu'ils sont potentiellement corrélés.