Econométrie des données de panel: Modèle à effet aléatoire

Guillaume Horny*

*Banque de France

M2 SE

Chapitre 3 : Le modèle à effet aléatoire

Plan

Plan

Variable aléatoire ou paramètre ?

Modèle à effet fixe :

$$y_{it} = x_{it}^{'}\beta + \alpha_i + w_{it},$$

Dans ce chapitre, on ne considére plus α_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 lorqu'il n'y a que peu de variation intra-individuelle. Rappellez-vous que sous l'hypothèse d'homoscédasticité :

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

  lorsque $X_{it} - X_{i.} \to 0$, $\text{Var}(\widehat{\beta}_W|X) \to \infty$.
- Les estimateurs du modèle à effet aléatoire, sous certaines conditions, sont plus précis que l'estimateur *within*

Le modèle à effet aléatoire

$$y_{it} = x_{it}^{'}\beta + \epsilon_{it},$$
$$\epsilon_{it} = \alpha_i + w_{it},$$

où α_i 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 rappellant l'exogénéité conditionnelle :

Hypothèses :

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

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

$\Rightarrow$ 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 :

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

$\Rightarrow$ 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 :

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

Ecriture matricielle de la variance des erreurs

La matrice de variance des erreurs composées est de dimension $(NTxNT)$ 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 équicorrélées**.

Plan

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 β n'est pas particulièrement complexe.

L'estimateur OLS est un bon candidat : il 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*.

Ecriture matricielle de la transformation *between* (1/3)

On note X_1 est la matrice des indicatrices d'individus :

$$X_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

Ecriture matricielle de la transformation *between* (2/3)

$$(X_1'X_1)^{-1} = \begin{pmatrix} T & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & T & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & T \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{T} I_N.$$

$$X_1(X_1'X_1)^{-1}X_1' = \frac{1}{T} X_1 X_1' = \frac{1}{T} \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & \cdots & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & \cdots & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

Ecriture matricielle de la transformation *between* (3/3)

On a :

$$X_1(X_1'X_1)^{-1}X_1'Y = BY = \begin{pmatrix} \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{1t} \\ \vdots \\ \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{1t} \\ \vdots \\ \\ \vdots \\ \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{Nt} \\ \vdots \\ \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{Nt} \end{pmatrix}$$

$\Rightarrow$ il s'agit de la transformation *between* de Y. De même, on peut montrer que BX_2 est la transformation *between* de X_2.

Ecriture matricielle de l'estimateur *between* (1/3)

L'estimateur *between* est l'estimateur OLS appliqué au modèle :

$$BY = BX\beta + B\epsilon.$$

En effet :

$$\begin{aligned}\widehat{\beta}_{OLS} &= \left((BX)^{'}BX\right)^{-1}(BX)^{'}BY \\ &= \left(X^{'}B^{'}BX\right)^{-1}X^{'}B^{'}BY \\ &= \left(X^{'}BX\right)^{-1}X^{'}BY,\end{aligned}$$

car B est carrée, symétrique et idempotente ($B = BB'$).

Ecriture matricielle de l'estimateur (2/3)

Attention :
On a vu :
" L'estimateur between est l'estimateur OLS de la régression de $y_{i.}$ sur une constante et les moyennes intertemporelles $x_{i.}$ (N observations !)."

Or, BY n'est pas de dimension $(Nx1)$ mais $(NTx1)$? ! ?

Il se trouve que :

- la régression de BY sur BX et une constante, où BY est de dimension $(NTx1)$,
- celle du vecteur des $y_{i.}$ (de dimension $(Nx1)$), sur $x_{i.}$ et une constante,

conduisent au même estimateur $\widehat{\beta}$ (mais pas aux mêmes écarts-types).

Ecriture matricielle de l'estimateur (3/3)

Comme le vecteur des résidus n'est pas de même dimension, l'estimateur de $\mathrm{Var}(\beta) = \mathrm{E}(\epsilon\epsilon')$ ne sera pas identique.
Faire la régression sur un vecteur $(Nx1)$ est un moyen simple de corriger pour l'autocorrélation des erreurs individuelles.

Lien avec la transformation *within*

Ainsi :

$$MY = \left(I_{NT} - \frac{1}{T} X_1 X_1^{'} \right) Y = Y - \begin{pmatrix} \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{1t} \\ \vdots \\ \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{1t} \\ \vdots \\ \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{Nt} \\ \vdots \\ \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_{Nt} \end{pmatrix}.$$

MY est donc la transformée *within* de Y. De même, MX_2 est la transformée *within* de X_2.

Propriétés de l'estimateur *between*

L'estimateur *between* :

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

Quel estimateur efficace pour le modèle à effet aléatoire ?

Pour les β, 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 σ_α et σ_w, la vraisemblance peut-être unimodale ou multimodale. Son optimisation est donc particulièrement délicate.

Plan

Rappel sur l'estimation GLS (1/2)

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

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

(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 (σ_α et σ_w inconnus, donc Ω inconnue), l'estimateur n'est pas directement utilisable.

Rappel sur l'estimation FGLS

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

On estime alors $\widehat{\gamma}$ pour en déduire $\widehat{\Omega} = \Omega(\widehat{\gamma})$. Ensuite, comme l'estimateur GLS est linéaire, on peut utiliser $\widehat{\Omega}$ à la place de Ω dans les différentes formules. Dans le cas du modèle à **effet aléatoire pour données de panel**, Ω est une matrice bloc, dont les blocs sont A. Elle dépend donc de deux paramètres : σ_α et σ_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 σ_α^2 et de σ_w^2. On a donc :

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

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

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

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

On a besoin d'estimer tout d'abord σ_α^2 et σ_w^2.

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

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

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 : $\sigma_\alpha^2 = \mathrm{E}(\epsilon_{it}\epsilon_{is}), \forall t \neq s$.

Pour chaque i, on dispose d'autant d'élément pour estimer σ_α^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 :

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

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

Un estimateur convergent de σ_α est la moyenne empirique des résidus d'estimation par OLS du modèle empilé :

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

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

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

Algorithme FGLS

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

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

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

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

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 :

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

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 ϵ. Problème, $\widehat{\Omega}$ est estimée à partir de résidus OLS qui sont corrélés avec ϵ...

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

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

Une première manière consiste à tester la nullité de σ_α :

- H0 : $\sigma_\alpha = 0$
- H1 : $\sigma_\alpha \neq 0$

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 :

- σ_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 H0, $\sigma_\alpha = 0$ et la statistique se simplifie :

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

On rejette H0 lorsque la statistique de Fisher est supérieur à sa valeur théorique sous H0.

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 H0 :

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

Si cette statistique dépasse $\chi^2_{(1),0.95} = 3.84$, 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

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 :

$$y_{it} = x_{it}^{'}\beta + \alpha_i + \epsilon_{it},$$

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

Fondamentalement, le problème n'est pas tant la nature des α_i 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 α_i sont sans corrélation avec les caractéristiques observables, tandis que "effet fixe" veut dire qu'ils sont potentiellement corrélés.