

Économétrie des Données de Panel

Ch 2. Modèles Linéaire Dynamiques

Pr. Philippe Polomé, Université Lumière Lyon 2

M1 APE Analyse des Politiques Économiques
M1 RISE Gouvernance des Risques Environnementaux

2016 – 2017

Introduction

- ▶ Le Ch. précédent a présenté des variantes du MRL avec
 - ▶ des EF ou des EA et
 - ▶ des régresseurs **strictement exogènes**

$$E[\varepsilon_{it} | \alpha_j, x_{i1}, \dots, x_{iT}] = 0, \quad t = 1, \dots, T$$

- ▶ Ce Ch. : Modèles linéaires en relaxant cette hyp.
 - ▶ Régresseurs **endogènes** $E[\varepsilon_{it} | x_{ijt}] \neq 0$ pour au moins un j

Plan

- ▶ Tous les estimateurs de ce Ch. sont des applications de la Méthode Généralisée des Moments (GMM)
- ▶ Cas général linéaire
 - ▶ Rappel en coupe transversale
 - ▶ Disponibilité des instruments en panel
- ▶ 2 applications
 - ▶ Hausman-Taylor
 - ▶ Essayer de récupérer des régresseurs invariants dans le temps
 - ▶ Arellano-Bond
 - ▶ p.e. **variable dépendante retardée**
 - ▶ endogène en panel puisque autocorrélation

Outline

Théorie GMM en coupes transversales

GMM linéaire en panel

Application 1. Modèle Hausman–Taylor

Application 2. Modèle dynamique

Le principe d'analogie

- ▶ Les estimateurs GMM sont basés sur le principe d'analogie
 - ▶ On suppose une ou pls conditions sur des moments de la population
 - ▶ On trouve des valeurs des paramètres t.q. ces conditions se réalisent dans l'échantillon
- ▶ Exemple classique de MM : estimation de la moyenne de la population (espérance)
 - ▶ lorsque y est iid d'espérance μ
- ▶ Dans la population $E[y - \mu] = 0$ par définition
 - ▶ Replacer $E[\cdot]$ pour la population par $N^{-1} \sum_{i=1}^N (\cdot)$ pour l'échantillon définit le moment empirique correspondant :

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \mu) = 0$$

- ▶ Résoudre pour μ définit l'estimateur MM
$$\hat{\mu}_{MM} = N^{-1} \sum_{i=1}^N y_i = \bar{y}$$
 - ▶ L'estimateur MM de l'espérance est la moyenne de l'échantillon

Régression linéaire en coupe transversale

- ▶ MRL $y = x' \beta + u$
 - ▶ x & β sont des vecteurs $K \times 1$
- ▶ Supposons $E[u|x] = 0$
 - ▶ Par la loi des espérances itérées (law of iterated expectations)
 - ▶ K conditions de moment inconditionnel $E[xu] = 0$
 - ▶ Donc, quand l'erreur a zéro moyenne conditionnelle / est "exogène" / orthogonale

$$E[x(y - x'\beta)] = 0$$

- ▶ Estimateur MM de $\beta =$ solution de ces mêmes conditions dans l'échantillon

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i (y_i - x_i' \beta) = 0$$

- ▶ Ça donne $\hat{\beta}_{MM} = \left(\sum_i x_i' x_i \right)^{-1} \sum_i x_i' y_i$

Estimateur Variable Instrumentale (VI) linéaire

- ▶ Imaginons qu'il y ait endogénéité : $E[u|x] \neq 0$
- ▶ Si on a des instruments z t.q. $E[u|z] = 0$ et
 - ▶ Que ces instruments sont **bons**
 - ▶ fortement corrélés avec les régresseurs
 - ▶ Que $\dim(z) = \dim(x)$: exactement un instrument par régresseur
 - ▶ modèle dit "exactement identifié"
- ▶ Alors $\hat{\beta}_{MM} = \left(\sum_i z_i' x_i\right)^{-1} \sum_i z_i' y_i$ est consistant
 - ▶ alors que $\hat{\beta}_{OLS} = \left(\sum_i x_i' x_i\right)^{-1} \sum_i x_i' y_i$ est inconsistant
 - ▶ $\hat{\beta}_{MM}$ est **l'estimateur Variable Instrumentale VI**
 - ▶ une application du principe MM

Conditions de Moments supplémentaires

- ▶ des moments/instruments **additionnels** peuvent améliorer l'**efficacien**
 - ▶ mais demande une adaptation de MM
- ▶ Considérons que $\dim(z) > \dim(x)$
 - ▶ plus d'instruments que de régresseurs
- ▶ Quels instruments prend-t-on ? Toute sélection est **arbitraire**
 - ▶ soit z_1 et z_2 deux sous-ensembles de z t.q.
 $\dim(z_1) = \dim(z_2) = \dim(x)$
 - ▶ Alors, $\hat{\beta}_{MM1} = (Z_1'X)^{-1} Z_1'Y \neq (Z_2'X)^{-1} Z_2'Y = \hat{\beta}_{MM2}$

Conditions de Moments supplémentaires

- ▶ Si on écrit les conditions de moment

$$E \left[Z \left(y - X' \beta \right) \right]$$

- ▶ Donc : plus de conditions que de paramètres à estimer
- ▶ L'estimateur GMM **choisit** $\hat{\beta}$ de sorte à ce que le vecteur de conditions de moments dans l'échantillon

$$\frac{1}{N} \sum_i z_i \left(y_i - x_i' \beta \right)$$

soit aussi petit que possible en termes quadratiques

- ▶ C'est-à-dire $\hat{\beta}_{GMM}$ **minimise** :

$$Q_N(\beta) = \left[\frac{1}{N} \sum_i z_i \left(y_i - x_i' \beta \right) \right]' \mathbf{W}_N \left[\frac{1}{N} \sum_i z_i \left(y_i - x_i' \beta \right) \right]$$

où \mathbf{W}_N est une matrice de poids dépendant de l'application

Conditions de Moments supplémentaires

- ▶ Comment choisir \mathbf{W}_N ?
 - ▶ Soit $\dim(z) = r$; \mathbf{W}_N est $r \times r$, sdp et ne dépend pas de β
 - ▶ Essentiellement, W_N est un choix de pondération des instruments
 - ▶ Pour retrouver k instruments pondérés
 - ▶ Tout choix de \mathbf{W}_N définit un estimateur consistant
 - ▶ mais avec différentes variances (quand $r > k$)
 - ▶ GMM spécifie le choix **optimal** de la matrice de poids \mathbf{W}_N
 - ▶ selon chaque cas particulier (autocorrélation, hétéroscédasticité)
 - ▶ t.q. $\hat{\beta}_{GMM}$ a la plus **petite variance asymptotique**
 - ▶ 3 cas en panel

Outline

Théorie GMM en coupes transversales

GMM linéaire en panel

Application 1. Modèle Hausman–Taylor

Application 2. Modèle dynamique

Hypothèses Panel

- ▶ Soit le modèle linéaire en panel

$$y_{it} = x_{it}\beta + u_{it} \quad (1)$$

x_{it} peut contenir des régresseurs invariants dans le temps et un intercept

- ▶ Pour le modèle de cette section, simplification :
 - ▶ **pas d'effet individuel** α_i
 - ▶ x_{it} comprend **seulement** des variables de la périodes courantes
 - ▶ Pas de retard
 - ▶ On peut voir cette simplification comme si les données étaient transformées
 - ▶ comme dans le Ch. 1 avec les estimateurs[~]
- ▶ En **gras** on empile les T observations pour le $i^{\text{ème}}$ agent

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{X}_i\beta + \mathbf{u}_i \quad (2)$$

EF et EA avec endogénéité

- ▶ Temporairement on remet les α_j
 - ▶ le modèle (1) $y_{it} = x_{it}\beta + u_{it}$ devient

$$y_{it} = \alpha_i + \mathbf{x}'_{it}\beta + \epsilon_{it} \quad (3)$$
- ▶ Certains régresseurs dans x_{it} sont supposés **endogène**, donc $E[\mathbf{x}_{it}(\alpha_i + \epsilon_{it})] \neq 0$
 - ▶ On appelle **EA** si \exists instruments Z_i t.q. $E[\mathbf{Z}'_i(\alpha_i + \epsilon_{it})] = 0$
 - ▶ Alors on applique GMM selon les formules présentées + loin
 - ▶ On appelle **EF** s'il est **seulement** possible de trouver des instruments t.q. $E[\mathbf{Z}'_i\epsilon_{it}] = 0$, mais $E[\mathbf{Z}'_i\alpha_i] \neq 0$
 - ▶ Dans ce cas, il faut éliminer les EF α_i par différentiation comme dans le Ch. 1
 - ▶ et seuls les coefficients des régresseurs variables dans le temps sont identifiés
 - ▶ C'est la même discussion qu'au Ch. 1

Conditions de moment GMM en panel

- ▶ On revient au modèle sans les α_i
 - ▶ Donc on est soit en EA, soit en EF après élimination des α_i
- ▶ On suppose une matrice $T \times r$ d'instruments Z_i
 - ▶ $r \geq K$ est le nombre d'instruments / de conditions de moment t.q.

$$E \left[\mathbf{z}'_i \mathbf{u}_i \right] = 0 \quad (4)$$

- ▶ L'estimateur GMM basé sur ces conditions **minimise** une forme quadratique : $\hat{\beta}_{PGMM} =$

$$\left[\left(\sum_i \mathbf{x}'_i \mathbf{z}_i \right) \mathbf{w}_N \left(\sum_i \mathbf{z}'_i \mathbf{x}_i \right) \right]^{-1} \left(\sum_i \mathbf{x}'_i \mathbf{z}_i \right) \mathbf{w}_N \left(\sum_i \mathbf{z}'_i \mathbf{y}_i \right)$$

- ▶ Cet estimateur est consistant pour autant que les conditions de moment (4) tiennent
 - ▶ 3 cas

Cas 1. Panel GMM juste identifié

- ▶ Dans ce cas $r = K$, donc $\dim(z) = \dim(x)$
 - ▶ alors $\hat{\beta}_{PGMM}$ **se simplifie** en l'estimateur **VI** quel que soit W_N

$$\hat{\beta}_{VI} = \left[\left(\sum_i \mathbf{x}'_i \mathbf{z}_i \right) \right]^{-1} \left(\sum_i \mathbf{z}'_i \mathbf{y}_i \right)$$

- ▶ On voit bien que c'est la version panel de $\hat{\beta}_{VI} = (X'Z)^{-1} Z'Y$
- ▶ S'il y a des régresseurs exogènes
 - ▶ Ils sont leurs propres instruments
- ▶ Imaginons que $r > K$: plus d'instruments que de régresseurs
 - ▶ Il faut utiliser la formule avec la matrice de poids W_N
 - ▶ Il y a 2 cas (diapo suivante)

Cas 2 & 3. estimateurs PGMM suridentifiés optimaux

- ▶ Hyp. pas d'hétéroscédasticité & pas d'autocorrélation

$$\hat{\beta}_{2SLS} = \left[\mathbf{X}'\mathbf{Z} \left(\mathbf{Z}'\mathbf{Z} \right)^{-1} \mathbf{Z}'\mathbf{X} \right]^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Z} \left(\mathbf{Z}'\mathbf{Z} \right)^{-1} \mathbf{Z}'\mathbf{y}$$

- ▶ C'est le cas équivalent à MC en 2 étapes (MC2E / 2SLS)
 - ▶ Stata `ivreg` ou menu `stat`→`Panel`→`Endogenous covariates`→`IV regression`
 - ▶ Gretl menu `Model`→`Panel`→`Panel IV models`
- ▶ Pas de telle hyp. (**robust**)

$$\hat{\beta}_{2SGMM} = \left[\mathbf{X}'\mathbf{Z}\hat{\mathbf{S}}^{-1}\mathbf{Z}'\mathbf{X} \right]^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Z}\hat{\mathbf{S}}^{-1}\mathbf{Z}'\mathbf{y}$$

- ▶ $\hat{\mathbf{S}} = \frac{1}{N} \sum_i \mathbf{Z}'_i \hat{\mathbf{u}}_i \hat{\mathbf{u}}'_i \mathbf{Z}_i$ est un estimateur robuste de type White
- ▶ $\hat{\mathbf{S}}$ est consistant pour la matrice $r \times r$ $\mathbf{S} = \text{plim} \frac{1}{N} \sum_i \mathbf{Z}'_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}'_i \mathbf{Z}_i$
- ▶ C'est l'estimateur GMM en 2 étapes (2-Step GMM)
 - ▶ Premier pas est un estimateur consistant de β comme $\hat{\beta}_{2SLS}$
 - ▶ Ensuite on utilise les résidus $\hat{\mathbf{u}}_i = \mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i \hat{\beta}_{2SLS}$ pour calculer $\hat{\mathbf{S}}$
 - ▶ R dans le package `plm`

Panel GMM suridentifié

- ▶ Dans beaucoup d'applications \mathbf{Z}_i est composé de valeurs **retardées** des régresseurs
 - ▶ endogènes &/ou exogènes
- ▶ Imaginons qu'on dispose de r instruments
 - ▶ On peut souvent supposer que le premier retard de chaque régresseur est non-corrélé avec l'erreur courante
 - ▶ donc x_{it-1} sont disponible comme instruments **additionnels** pour x_{it}
 - ▶ appelé **exogénéité faible / instruments prédéterminés**
 - ▶ On peut souvent poursuivre ainsi avec 2 retards, 3 retards...
 - ▶ On perd chaque fois une période d'observation, l'efficience baisse...
 - ▶ mais on augmente le nombre d'instruments, l'efficience augmente
 - ▶ Le modèle est alors très facilement **suridentifié**
 - ▶ Cela fait que même si on n'a pas d'endogénéité, panel GMM sera un estimateur plus efficient que MC

Inférence Panel-robuste

- ▶ $\hat{\beta}_{PGMM}$ est asymptotiquement normal
 - ▶ avec une matrice de var-cov asymptotique compliquée
- ▶ Un estimateur consistant de cette matrice existe
 - ▶ conditionnellement à un choix de \mathbf{W}_N
 - ▶ et on peut supposer l'indépendance entre i
- ▶ Un estimateur robuste de type White existe
 - ▶ Il permet de calculer des et robustes à l'Het. et l'Autoc.
 - ▶ Mais ça n'est pas généralement implémenté dans les logiciels
 - ▶ Pas dans Stata en général, sauf pour des cas particuliers (+ loin)
 - ▶ On ne verra que ces cas particuliers
- ▶ Alternativement, Bootstrap est faisable
- ▶ C'est comme dans le Ch. 1

Outline

Théorie GMM en coupes transversales

GMM linéaire en panel

Application 1. Modèle Hausman–Taylor

Application 2. Modèle dynamique

Motivation

- ▶ Habituellement, en panel, l'endogénéité
 - ▶ vient de régresseurs corrélés avec les effets individuels α_i
 - ▶ amène à l'inconsistance des estimateurs EA
- ▶ L'estimateur within est consistant
 - ▶ mais alors les coefficients des régresseurs invariants dans le temps ne peuvent être estimés
 - ▶ alors qu'il y a beaucoup d'études dont ce serait précisément le but

Spécification

- ▶ Modèle Hausman & Taylor

$$y_{it} = \mathbf{x}'_{1it}\beta_1 + \mathbf{x}'_{2it}\beta_2 + \mathbf{w}'_{1i}\gamma_1 + \mathbf{w}'_{2i}\gamma_2 + \alpha_i + \epsilon_{it} \quad (5)$$

où \mathbf{x}_{1it} & \mathbf{w}_{1i} ne sont pas corrélés avec α_i mais \mathbf{x}_{2it} & \mathbf{w}_{2i} le sont ;
 w indique les régresseurs invariants dans le temps

- ▶ C'est le modèle panel classique
 - ▶ sauf qu'on précise quels régresseurs sont corrélés avec α_i et lesquels sont invariants
 - ▶ Tous les régresseurs sont **non-corrélés** avec ϵ_{it}
- ▶ La transformation **Within** $\ddot{z}_{it} = z_{it} - \bar{z}_i$ élimine la corrélation avec α_i

$$\ddot{y}_{it} = \ddot{\mathbf{x}}'_{1it}\beta_1 + \ddot{\mathbf{x}}'_{2it}\beta_2 + \ddot{\epsilon}_{it}$$

- ▶ Mais aussi les régresseurs invariants dans le temps

Estimateur Hausman–Taylor consistant

- ▶ x_{2i} corrélé avec α_i
 - ▶ mais pas avec la transformation within $\ddot{x}_{2it} = x_{2it} - \bar{x}_{2i}$
 - ▶ Puisque la corrélation avec α_i ne peut être qu'avec la partie de $x_{2it} \forall t$ invariante au temps
 - ▶ Donc \ddot{x}_{2it} peut être utilisé comme **instrument** pour x_{2it} endogène
- ▶ On prend pareillement \ddot{x}_{1it} comme instrument pour x_{1it}
 - ▶ plutôt que x_{1it} lui-même comme on ferait d'habitude
 - ▶ Donc, même x_{1it} exogène est instrumenté
 - ▶ car cela sépare x_{1it} de sa partie invariante au temps \bar{x}_{1i}
 - ▶ Celle-ci (\bar{x}_{1i}) est utilisée comme instrument pour w_{2i} endogène
 - ▶ pourrait être un instrument faible
- ▶ w_{1i} exogène est utilisé comme instrument pour lui-même

Estimateur Hausman–Taylor

$$y_{it} = \underset{\downarrow}{x'_{1it}}\beta_1 + \underset{\downarrow}{x'_{2it}}\beta_2 + \underset{\downarrow}{w'_{1i}}\gamma_1 + \underset{\downarrow}{w'_{2i}}\gamma_2 + \alpha_i + \epsilon_{it}$$

$$\qquad \qquad \qquad \underset{\downarrow}{\ddot{x}_{1it}} \qquad \qquad \underset{\downarrow}{\ddot{x}_{2it}} \qquad \qquad \underset{\downarrow}{w'_{1i}} \qquad \qquad \underset{\downarrow}{\bar{x}_{1i}}$$

- ▶ **Identification** des coef. des régresseurs invariant dans le temps γ
 - ▶ si $\#$ régresseurs **exogènes variant dans le temps** $\geq \#$ régresseurs **endogènes invariant dans le temps**
 - ▶ c'est-à-dire si $\#$ de $x_1 \geq \#$ de w_2
 - ▶ C'est-à-dire si $\#$ instruments est au moins égal au $\#$ de régresseurs w_2
- ▶ **Inefficient** puisque cet estimateur ignore la structure de corrélation panel de $(\alpha_i + \epsilon_{it})$
- ▶ HT est implémenté dans Stata
 - ▶ Mais apparemment sans les et panel-robustes

Exemple : Baltagi and Khanti-Akom (1990)

- ▶ 595 obs. d'individus sur 1976–1982
 - ▶ Du Panel Study of Income Dynamics (PSID)
 - ▶ use <http://www.stata-press.com/data/r11/psidextract>
 - ▶ r11 pour moi car j'ai Stata 11

<i>lwage</i>		log-salaire, supposé fonction de :	<i>y</i>	Inst
<i>ed</i>	IT	années d'éducation	w_2	\bar{X}_1
<i>wks</i>	VT	le temps que la personne a travaillé pour la firme	x_2	\ddot{X}_2
<i>exp</i>	VT	expérience de travail		
<i>occ</i>	VT	occupation - type de fonction je suppose	x_1	\ddot{X}_1
		si la personne (0/1)		
<i>smsa</i>	VT	... vit dans une grande agglomération	x_1	\ddot{X}_1
<i>south</i>	VT	... vit dans le sud		
<i>ind</i>	VT	... est dans l'industrie		
<i>ms</i>	VT	... est mariée	x_2	\ddot{X}_2
<i>union</i>	VT	... est syndiquée		
<i>fem</i>	TI	... est un homme	w_1	w_1
<i>blk</i>	TI	... est African-American		

Endogénéité

- ▶ Les IT *fem*, *blk* sont exogènes : w_1
- ▶ Les VT *exp*, *exp²*, *wks*, *ms*, et *union*
 - ▶ Peuvent tous être corrélés avec les effets individuels inobservés
 - ▶ = sont endogènes
 - ▶ Ces variables présentent-elles suffisamment de variation within-panel pour être leurs propres instruments ?

$$\ddot{x}_{2it} = x_{2it} - \bar{x}_{2i}$$
 - ▶ On regarde les variations within / between
 - ▶ `xtsum exp exp2 wks ms union` → assez faible, mais ok
- ▶ On suppose que les VT *occ*, *south*, *smsa*, *ind* sont toutes exogènes : x_1
 - ▶ \bar{x}_1 est utilisé comme instrument pour l'endogène IT *ed* : w_2
 - ▶ L'instrument pour x_1 is \ddot{x}_1
 - ▶ Corrélation suffisante pour identifier le coefficient de *ed* ?
 - ▶ `correlate occ south smsa ind ed` → risque instrument faible

Régression

- ▶ `xthtaylor lwage occ south smsa ind exp exp2 wks ms union fem blk ed, endog(exp exp2 wks ms union ed)`
- ▶ Décomposition de la variance en σ_μ et σ_ϵ : 0.9418 et 0.1518, respectivement
 - ▶ indiquant qu'une large fraction de la variance totale de l'erreur est attribuée à μ_i
 - ▶ Les stat z indique que plusieurs coefficients pourraient ne pas être significativement différent de zéro
 - ▶ Les coefficients des variables IT *fem* et *blk* ont des et relativement grands
 - ▶ L'et du coefficient de *ed* est relativement petit

Outline

Théorie GMM en coupes transversales

GMM linéaire en panel

Application 1. Modèle Hausman–Taylor

Application 2. Modèle dynamique

Dynamique

- ▶ Les régresseurs comprennent **un retard** de la variable dépendante

$$y_{it} = \gamma y_{i,t-1} + \mathbf{x}'_{it} \beta + \alpha_i + \epsilon_{it}, \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T \quad (6)$$

- ▶ On suppose $|\gamma| < 1$
 - ▶ Dans les applications, cela peut être testé en utilisant des tests de racines unitaires panel
 - ▶ $\neg R$ racine unitaire, alors y_{it} est une marche aléatoire (random walk)
 - ▶ L'inférence n'est pas valide
 - ▶ Pas dans ce cours

Corrélation entre y_{it} & $y_{i,t-1}$

- ▶ On a à présent une corrélation sérielle dans y_{it}
 - ▶ directement via $y_{i,t-1}$
 - ▶ en plus d'indirectement via la persistance donnée par α_i
 - ▶ Ces 2 causes amènent à **différentes interprétations** de la corrélation dans le temps
- ▶ Du modèle (6) avec $\beta = 0$
 - ▶ $y_{it} = \gamma y_{i,t-1} + \alpha_i + \epsilon_{it}$, on a

$$\begin{aligned} \text{Cor} [y_{it}, y_{i,t-1}] &= \text{Cor} [\gamma y_{i,t-1} + \alpha_i + \epsilon_{it}, y_{i,t-1}] \\ &= \gamma \text{Cor} [y_{i,t-1}, y_{i,t-1}] + \text{Cor} [\alpha_i, y_{i,t-1}] \\ &= \gamma + \frac{1 - \gamma}{1 + (1 - \gamma) \sigma_\epsilon^2 / (1 + \gamma) \sigma_\alpha^2} \end{aligned}$$

- ▶ La 2^o égalité suppose $\text{Cor} [\epsilon_{it}, y_{i,t-1}] = 0$
- ▶ La 3^o égalité s'obtient dans le cas particulier des EA
 - ▶ avec $\epsilon_{it} \sim iid [0, \sigma_\epsilon^2]$ & $\alpha_{it} \sim iid [0, \sigma_\alpha^2]$

2 raisons possible de corrélation entre y_{it} & $y_{i,t-1}$

1. Véritable dépendance à l'état (True state dependence)

- ▶ Quand la corrélation dans le temps est due au mécanisme causal que $y_{i,t-1}$ détermine y_{it}
- ▶ Cette dépendance est relativement grande si
 - ▶ l'effet individuel est relativement petit $\alpha_i \simeq 0$
 - ▶ ou lorsque σ_α^2 est petit par rapport à σ_ϵ^2 car alors $Cor [y_{it}, y_{i,t-1}] \simeq \gamma$

2. Corrélation **spurieuse** entre y_{it} & $y_{i,t-1}$, sans mécanisme causal,

- ▶ due à de **l'hétérogénéité inobservée** α_i
 - ▶ donc $\gamma = 0$
 - ▶ mais $\hat{\gamma}_{OLS} \neq 0$ car $Cor [y_{it}, y_{i,t-1}] = \sigma_\alpha^2 / (\sigma_\alpha^2 + \sigma_\epsilon^2)$ comme dans le Ch. 1
- ▶ due des question de **séries temporelles** : y_{it} is I(1)
 - ▶ Pas dans ce cours

Véritable dépendance à l'état vs. hétérogénéité inobservée

- ▶ Les 2 cas permettent une corrélation arbitrairement proche de 1 (100%)
 - ▶ parce que soit $\gamma \rightarrow 1$ ou $\sigma_{\alpha}^2/\sigma_{\epsilon}^2 \rightarrow 0$
 - ▶ Mais ces 2 explications ont des implications politiques radicalement différentes
 - ▶ On prend l'exemple des revenus y_{it}
- ▶ Explication "Véritable dépendance à l'état"
 - ▶ Les revenus y_{it} sont toujours au-dessus de la moyenne (ou en-dessous)
 - ▶ même après avoir contrôlé pour les régresseurs x_{it}
 - ▶ car les revenus futurs sont déterminés par les revenus passés
- ▶ Explication hétérogénéité inobservée
 - ▶ γ est en réalité petit mais des régresseurs importants ont été **omis** de x_{it} ,
 - ▶ ce qui amène à un α_i élevé
 - ▶ qui fait que $\hat{\gamma}_{LS}$ semble élevé (facteurs confondants)

Véritable dépendance à l'état vs. hétérogénéité inobservée

- ▶ C'est-à-dire, les gens sont-ils pauvres (ou riches) parce que
 - ▶ Ils ont été pauvres (ou riches) ?
 - ▶ Dans ce cas, il faut traiter la pauvreté en transférant de l'argent
 - ▶ Ou bien ont-ils des caractéristiques individuelles qui font qu'ils sont pauvres ?
 - ▶ Dans ce cas, la pauvreté pourrait être traitée par exemple en améliorant l'éducation

Inconsistance des estimateurs du Ch. 1

- ▶ **Tous** les estimateurs du Ch.1 sont **inconsistants** lorsqu'on inclue un retard de la variable dependante
- ▶ p.e. **MCO** de y_{it} sur $y_{i,t-1}$ et \mathbf{x}_{it}
 - ▶ Erreur ($\alpha_i + \epsilon_{it}$), corrélée avec $y_{i,t-1}$ par α_i
- ▶ Estimateur **Within** : $y_{it} - \bar{y}_i$ sur $(y_{i,t-1} - \bar{y}_i)$ et $(\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)$ avec erreur $(\epsilon_{it} - \bar{\epsilon}_i)$
 - ▶ $y_{i,t-1}$ corrélée avec $\epsilon_{i,t-1}$ et donc avec $\bar{\epsilon}_i$
- ▶ Inconsistance aussi pour l'estimateur **EA** du Ch 1
 - ▶ puisqu'il s'agit d'une combinaison linéaire de within et between

Modèle différences premières

- ▶ Le modèle dyn. (6) en diff. premières, $t = 2, \dots, T$:

$$y_{it} - y_{i,t-1} = \gamma (y_{i,t-1} - y_{i,t-2}) + (\mathbf{x}_{it} - \mathbf{x}_{i,t-1})' \beta + (\epsilon_{it} - \epsilon_{i,t-1})$$

- ▶ MCO sur ce modèle est inconsistant parce que $y_{i,t-1}$ corrélé avec $\epsilon_{i,t-1}$
 - ▶ donc le régresseur $(y_{i,t-1} - y_{i,t-2})$ corrélé avec l'erreur $(\epsilon_{it} - \epsilon_{i,t-1})$
- ▶ Donc l'estimateur D1 du modèle dyn, est aussi inconsistant
- ▶ Par contre, on peut utiliser VI
 - ▶ avec $y_{i,t-2}$ comme instrument pour $(y_{i,t-1} - y_{i,t-2})$
 - ▶ $y_{i,t-2}$ instrument valide puisque non-corrélé avec $(\epsilon_{it} - \epsilon_{i,t-1})$
 - ▶ Ça pourrait encore dépendre de la corrélation sérielle des erreurs ϵ_{it}
 - ▶ $y_{i,t-2}$ est un "bon" instrument puisque corrélé à $(y_{i,t-1} - y_{i,t-2})$

Estimation plus efficace du modèle en différences premières

- ▶ L'estimateur VI précédent est **juste identifié**
 - ▶ il demande qu'au moins **3** périodes of data soient disponibles pour chaque individu
- ▶ Une estimation **plus efficace** est possible
 - ▶ En utilisant des retards **supplémentaires** de la variable dépendante comme instruments
 - ▶ L'estimateur devient alors **sur-identifié**
 - ▶ estimation par 2SLS ou 2SGMM

Estimateur Arellano–Bond

- ▶ L'estimateur panel GMM qui fait ça est appelé

Arellano–Bond $\hat{\beta}_{AB} =$

$$\left[\left(\sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{X}}_i' \mathbf{Z}_i \right) \mathbf{W}_N \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{Z}_i' \tilde{\mathbf{X}}_i \right) \right]^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{X}}_i' \mathbf{Z}_i \right) \mathbf{W}_N \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{Z}_i' \tilde{\mathbf{y}}_i \right)$$

- ▶ avec
 - ▶ $\tilde{\mathbf{X}}_i$ est une matrice $(T-2) \times (K+1)$ avec $t^{\text{ème}}$ ligne $(\Delta y_{i,t-1}, \Delta \mathbf{x}'_{it})$, $T = 3, \dots, T$
 - ▶ $\tilde{\mathbf{y}}_i$ est un vecteur $(T-2) \times 1$ avec $t^{\text{ème}}$ ligne Δy_{it}
 - ▶ On est bien dans le modèle différences premières
 - ▶ \mathbf{Z} est défini à la prochaine diapo

Estimateur Arellano–Bond

- ▶ \mathbf{Z}_i est une matrice $(T - 2) \times r$ d'instruments :

$$\mathbf{Z}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{z}'_{i3} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{z}'_{i4} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \mathbf{z}'_{iT} \end{bmatrix}$$

avec souvent $\mathbf{z}'_{it} = [y_{i,t-2}, y_{i,t-3}, \dots, y_{i1}, \Delta \mathbf{x}'_{it}]$

- ▶ Donc on rajoute un instrument à chaque période

Estimateur Arellano–Bond

- ▶ Des retards de x_{it} ou de Δx_{it} peuvent de plus être utilisé comme instruments
 - ▶ et pour T suffisamment grand, on peut limiter le nombre de retards de y_{it} qui sont utilisés comme instrument
 - ▶ p.e. pas plus que $y_{i,t-4}$
- ▶ 2SLS et 2SGMM correspondent à différentes matrices de poids W_N
 - ▶ selon le traitement de l'hétéroscédasticité et de l'autocorrélation
 - ▶ Voir section précédente

Exemple

- ▶ Données Arellano-Bond disponible par [webuse abdata](#)
 - ▶ Year = t, n = log of employment, w = log of real wage, k = log of gross capital, ys = log of industry output, unit = firm index (id)
- ▶ Structure panel comprise par Stata
 - ▶ Vérification par Menu : Panel data : Declare dataset to...
 - ▶ Panel ID = id ; time=year
- ▶ Estimateur Arellano-Bond
 - ▶ Menu : panel data : Dynamic... :
 - ▶ `xtabond n w k ys, lags(1) vce(robust) artests(2)`
 - ▶ Différence importante avec “robust vce”
 - ▶ C'est GMM “2SLS” pour panel
 - ▶ assume pas autocorrélation & homoscé.
 - ▶ comme vu + haut
 - ▶ Pour 2SGMM utiliser [xtdpd](#) (linear dynamic PD)
 - ▶ On verra ça en M2