

# Panels non-stationnaires

Guillaume Horny\*

\*Banque de France

Master 2 MASERATI

# Plan

- 1 Introduction
- 2 Stationnarité
- 3 Cointégration
- 4 Estimation

# Plan

- 1 Introduction
- 2 Stationnarité
- 3 Cointégration
- 4 Estimation

# Introduction

- Plusieurs thèmes de recherche s'intéressent aux différences entre pays : évaluation de la Parité de Pouvoir d'Achat, convergence de la croissance du PIB, diffusion de la R&D, économie du développement...
- les séries agrégées sont désormais disponibles sur longue période pour de nombreux pays. L'intérêt pour les "macro panels" (a.k.a "panel time series", "nonstationary panel econometrics") est donc relativement récent : quelques travaux théoriques dans les années 1990, puis bouillonnement à partir des années 2000.
- Apparition d'échantillons où  $N$  et  $T$  sont grands, à l'inverse des échantillons qu'on a vu jusqu'ici où  $N$  est grand mais  $T$  petit

## Panels micro et macro : des données différentes

	Micro	Macro
$N$	plusieurs milliers (individus, entreprises...)	$N < 100$ (pays, régions)
$T$	$T < 10$	$T > 20$
variables	stationnaires	non-stationnaires (tendances, ruptures)

On est en présence de panels macro lorsque :

- $T$  est trop petit pour traiter chaque série individuellement,
- mais  $N$  trop grand pour un VAR ou un VECM, dont le nombre de paramètres croît plus vite que  $N$

# Une régression surprenante

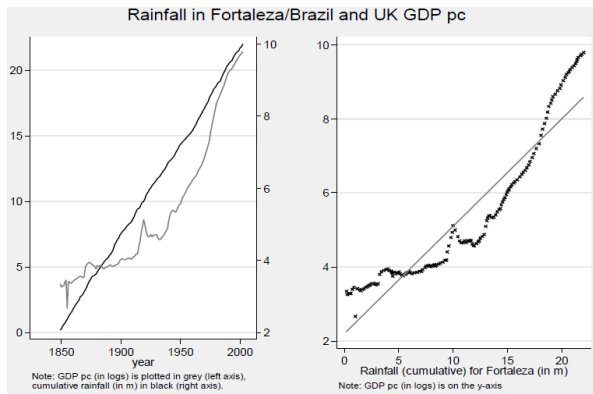
## Exemple :

La régression OLS du PIB par tête en Grande-Bretagne sur les précipitations à Fortaleza (Brésil) donne :

$$\log\left(\frac{Y_t}{L_t}\right) = 2.20[t = 19.47] + 0.29[t = 32.53]\text{précipitations}_t,$$

avec  $R^2 = .87$ .

# La non-stationnarité dans cet exemple



Source : Eberhardt M. (2011) : *Panel time-series modeling : New tools for analyzing xt data*

## Régression fallacieuse (*spurious regression*)

- Une fois les deux séries stationnarisées par le calcul de la différence première, le coefficient et son  $t$  deviennent  $0.19[t = 1.02]$ , ce qui a plus de sens !
- les exemples sont nombreux : régression du nombre de spectateurs aux matchs de baseball aux US sur PIB,

$$\text{public}_t = 7.08[t = 640] + 3.32[t = 127]\text{GDP}_t,$$

avec  $R^2 = .94$  alors que le PIB est celui du Botswana...

- les tests usuels de Student ou de Fisher ne sont pas valides car l'estimateur OLS dans la régression de niveaux de variables intégrées suit une distribution qui n'est pas gaussienne



## Panels micro et macro : des questions différentes

Comme  $T$  est grand dans les panels macro :

- + **Homogénéité des paramètres** : on peut tester l'hypothèse d'homogénéité des paramètres d'un individu  $i$  à un autre, et éventuellement la relâcher
- + on peut analyser la **dépendance en coupe**
  - mais attention à l'**endogénéité**, car il est encore plus difficile de trouver des instruments valables dans les panels macro !

# Homogénéité des paramètres

## Exemple :

Les paramètres d'une fonction de production sont-ils identiques d'un pays à l'autre ? Avec des panels micro :

- l'hypothèse peut être testée (test de Fisher)
- et relâchée (ex : interactions des paramètres avec des indicatrices de groupe, estimations de l'appartenance à des groupes inobservés ou effets individuels...)
- on est toutefois limité à des cas simples d'hétérogénéité, comme des constantes propres à chaque individu ou des paramètres supposant la présence de groupes homogènes

## Dépendance en coupe (1/3)

Le traitement des effets de pairs est complexe avec un panel micro

### Exemple :

Est-ce que les étudiants ont de grandes chances d'obtenir leurs diplômes lorsqu'ils sont entourés d'étudiants ayant eux-même de grandes chances d'obtenir leurs diplômes ?

On note  $q_{ij}$  le niveau de formation de l'étudiant  $i$  dans l'établissement  $j$ , et  $q_{.j}$  le taux de réussite de l'établissement  $j$ , où étudie  $i$ . Un modèle intuitif est :

$$q_{ij} = \beta_0 + \beta_1 q_{.j} + \epsilon_{ij}.$$

On peut montrer que  $\hat{\beta}_1^{OLS} \equiv 1$

## Dépendance en coupe (2/3)

Par définition de l'estimateur OLS :  $\hat{\beta}_1^{OLS} = \frac{\text{cov}(q_{ij}, q_{.j})}{\text{var}(q_{.j})}$

Si tous les établissements ont le même nombre d'étudiants :

$$\begin{aligned}
 \text{cov}(q_{ij}, q_{.j}) &= \frac{1}{IJ} \sum_i \sum_j q_{ij} q_{.j} - \left( \frac{1}{IJ} \sum_i \sum_j q_{ij} \right) \left( \frac{1}{IJ} \sum_i \sum_j q_{.j} \right) \\
 &= \frac{1}{IJ} \sum_i \sum_j q_{ij} (q_{.j} - q_{..}) \\
 &= \frac{1}{IJ} \sum_j (q_{.j} - q_{..}) \sum_i q_{ij} \\
 &= \frac{1}{J} \sum_j (q_{.j} - q_{..}) q_{.j} \\
 &= \frac{1}{J} \left( \sum_j q_{.j}^2 - q_{..} \sum_j q_{.j} \right) = \text{var}(q_{.j}).
 \end{aligned}$$

## Dépendance en coupe (3/3)

### Alternative :

$$q_{ij} = \beta_0 + \beta_1 q_{(-i)j} + \epsilon_{ij}$$

- plus convaincant, dans la mesure où  $\hat{\beta}_1^{OLS}$  peut être différent de 1
- loin d'être parfait :  $\hat{\beta}_1$  est également influencé par les chocs affectant simultanément  $q_{ij}$  et  $q_{.j}$  :  $\hat{\beta}_1$  ne mesure donc pas seulement les effets de pairs, mais aussi les autres déterminants au niveau des établissements (chocs financiers, compétences du responsable de l'établissement, etc...)
- les travaux les plus convaincants utilisent des caractéristiques antérieures à tout choc au niveau de l'établissement comme instruments (par exemple le nombre de livres à la maison pour des enfants entrant en primaire...)

# Panels micro et macro : des modèles génériques différents

	Micro	Macro
paramètres	homogènes effets fixes ou aléatoires	hétérogènes varient entre individus ou groupes d'individus
dépendance en coupe	dans les chocs (variances "cluster") rarement dans la moyenne	flexible (ex : les variables de $i$ sont corrélées avec les inobservables de $j$ )
endogénéité	instruments possibles	instruments rares

# Plan

- 1 Introduction
- 2 Stationnarité**
- 3 Cointégration
- 4 Estimation

# Stationnarité en séries temporelles

- **Stationnarité stricte** : Une série est stationnaire ssi la distribution de ces éléments ne varie pas dans le temps
- **Stationnarité faible** : la moyenne, la variance et l'autocorrélation ne varient pas dans le temps
- une série stationnaire ne présente donc pas de tendance (moyenne constante dans le temps) ou de fluctuations saisonnière, a une volatilité constante, etc...
- une variable est intégrée à l'ordre 1 lorsque sa différence première est stationnaire. On note  $I(1)$  un variable intégrée à l'ordre 1 et  $I(0)$  une variable stationnaire



# Tests de stationnarité en séries temporelles

$$\begin{aligned}
 y_t &= a + \gamma y_{t-1} + \epsilon_t \\
 \Leftrightarrow \Delta y_t &= a + (\gamma - 1)y_{t-1} + \epsilon_t \\
 &= a + \rho y_{t-1} + \epsilon_t.
 \end{aligned}$$

Comme les processus AR(1) ne sont pas stationnaires, tester si  $\gamma = 1 \Leftrightarrow \rho = 0$  revient à tester la stationnarité. Le jeu d'hypothèse est :

$H_0 : \gamma = 1$  et  $y_t$  est  $I(1)$ ,  
 vs  $H_1 : \gamma < 1$  et  $y_t$  est  $I(0)$ .

C'est ce que font les tests de Dickey-Fuller (DF), Dickey-Fuller Augmenté (ADF) ou de Phillips-Perron (PP), entre autres.

## Limites des tests de racines unitaires en séries temporelles

- peu puissants : ils ont tendance à accepter l'hypothèse nulle de racine unitaire alors qu'elle est fautive, en particulier lorsque la vraie racine est proche de 1. Ils ont donc du mal à distinguer les processus fortement persistants des processus  $I(1)$ .

**Table :** Etude de Monte Carlo de la puissance des tests DF et ADF (Colonnes 2 et 3 : Proportion d'acceptation de l'hypothèse nulle)

Coef. AR	DF	ADF
0.25	0.90	0.93
0.65	0.25	0.78
0.95	0.09	0.15

- résultats parfois sensible au traitement de l'autocorrélation des erreurs (nombre de retards dans le test ADF)

# Tests de racines unitaires en panel

- intuitivement, empiler les données améliore la puissance des tests
- de nombreux tests ont été proposés : Stata en contient au moins 7 !
- on va passer en revue les plus utilisés et leurs principales caractéristiques. Pour aller plus loin, voir Baltagi, *Econometric analysis of panel data*, chapitre 12.

# Tests de racines unitaires en panel

Modèle général :

$$\Delta y_{it} = \rho_i y_{t-1} + \sum_{l=1}^{p_i} \phi_{il} \Delta y_{it-l} + \alpha_i d_{it} + \epsilon_{it},$$

où  $d_{it}$  est une indicatrice temporelle.

On a une racine unitaire pour l'individu  $i$  si  $\rho_i = 0$ , et le processus est stationnaire autour de sa tendance si  $\rho_i < 1$ .

## Tests de racines unitaires sans dépendance en coupe (1/2)

- Levin, Lin et Chu,  
 $\rho$  commun à tous les individus  
H0 : toutes les séries ont une racine unitaire, H1 : la persistance est la même pour toutes les séries
- Harris et Tzavalis  
test LLC corrigé pour  $T$  petit (une vingtaine). Requier  $p_i = \rho = 0$ .
- Im, Pesaran et Shin,  
avec  $\rho_i$  et panel cylindré  
H0 : toutes les série ont une racine unitaire, H1 : certaines séries ont une racine unitaire
- Combinaison de tests de Fisher (a.k.a Maddala et Wu),  
disponibles pour les panels non-cylindrés mais algorithmes plus lourds (simulations de Monte Carlo).  
H0 et H1 : idem IPS

## Tests de racines unitaires sans dépendance en coupe (2/2)

- Breitung  
les tests LLC et IPS tendent à rejeter  $H_0$  à tort lorsque  $N$  est grand par rapport à  $T$   
 $H_0$  : toutes les séries ont une racine unitaire,  $H_1$  : la persistance est la même pour toutes les séries
- Hadri,  
généralisation de KPSS aux panels.  
Attention :  
 $H_0$  : toutes les séries sont stationnaires,  $H_1$  : il y a des séries non-stationnaires

# Choix des tests de racines unitaires (1/2)

Privilégier un test revient à répondre aux questions :

- ① Paramètre auto-régressif homogène ou hétérogène ?
- ② Quelles sont  $H_0$  et  $H_1$  ?
  - ▶  $H_0$  est généralement l'hypothèse d'une racine unitaire pour tous les individus (sauf test de Hadri)
  - ▶ les alternatives sont multiples en panel.  $H_1$  peut être :
    - ★ une persistance unique commune à tous les  $i$  (LLC, HT, Breitung),
    - ★ ou bien des persistances différentes (IPS, MW)

## Choix des tests de racines unitaires (2/2)

### 4 Quel comportement avec des échantillons

- ▶ petits en  $T$  (Harris et Tzavalis)
- ▶ ou grand en  $N$  (Breitung)

### 5 Quelle puissance ?

- ▶ LLC est très (trop) puissant pour  $T \rightarrow \infty$ , ce qui peut amener à conclure que toutes les séries sont stationnaires alors que ce n'est vrai que pour certaines d'entre elles
- ▶ à l'inverse, les tests impliquant  $\rho_i$  plutôt que  $\rho$  manquent de puissance (tendance à ne pas rejeter  $H_0$ , l'hypothèse que toutes les séries ont une racine unitaire, à tort) si un nombre substantiel de séries ont une racine unitaire.



# Tests de racines unitaires avec dépendance en coupe

Ils existent !

Tests de Choi (2002), Chang (2002, 2004), Pesaran (2007), Pesaran, Smith et Yamagata (2009)...

Encore peu utilisés, les routines d'estimation étant disponibles seulement depuis quelques années, et uniquement pour certains d'entre eux.

# Plan

- 1 Introduction
- 2 Stationnarité
- 3 Cointégration**
- 4 Estimation

# Plan

- 1 Introduction
- 2 Stationnarité
- 3 Cointégration**
- 4 Estimation

# Rappels

- Deux variables  $y$  et  $x$  sont **cointégrées** lorsqu'elles sont toutes deux  $I(1)$  et que le terme d'erreur de la régression de l'une sur l'autre est stationnaire
- les deux variables évoluent ensemble, leur écart est stationnaire et temps à revenir après un choc vers la même une valeur
- en économie, les relations de cointégration sont souvent associées à des équilibres de long terme (ex : prix de produits substituables, prix et coût marginal...)

Le modèle :

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \epsilon_t,$$

où  $y_t$  et  $x_t$  sont  $I(1)$ ,  $\epsilon$  est  $I(0)$ ; est appelé une **équation de cointégration**, et  $(1, -\beta_0, -\beta_1)$  est le **vecteur de cointégration**

# Cas possibles de cointégration dans les panels non-stationnaires

$$y_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i}x_{it} + \epsilon_{it},$$
$$\epsilon_{it} = \rho_i\epsilon_{it-1} + u_{it}.$$

- $\rho_i = 1, \forall i$  : les erreurs sont  $I(1)$ , cointégration impossible entre  $y$  et  $x$ . Les explicative ne permettent pas de reproduire la dynamique de  $y_{it}$ , le modèle est mal spécifié.
- $\rho_i < 1, \forall i$  : erreurs stationnaires.
  - ▶ Si  $x$  et  $y$  sont  $I(1)$ , relation de cointégration
  - ▶ Si  $x$  et  $y$  sont  $I(0)$ , le panel est stationnaire les outils des panels micro s'appliquent

# Cointégration homogène/hétérogène

- $\rho_i < 1, \beta_{1i} = \beta, \forall i$  : erreurs stationnaires et cointégration **homogène**.
- $\rho_i < 1, \forall i$  et  $\beta_{1i} \neq \beta_{1j}$  : erreurs stationnaire et cointégration **hétérogène**.

Si on suppose une cointégration homogène alors qu'elle est hétérogène, on estime alors :

$$y_{it} = \beta_{0i} + \beta x_{it} + [(\beta_{1i} - \beta)x_{it} + \nu_{it}],$$

où le terme d'erreur composite entre [] n'est généralement pas stationnaire, même si  $x_{it}$  est cointégrée avec  $y_{it}$  pour chaque individu  $i$ .

# Cointégration dans les panels non-stationnaires

Deux grandes approches :

- **Approche de 1ère génération** : on récupère des résidus dont on teste la stationnarité (tradition d'Engle-Granger)
- **Approche de 2de génération** : estimer un modèle à correction d'erreurs et analyser le mécanisme de retour à l'équilibre

# Tests de cointégration en série temporelles

De nombreux tests existent ici aussi. Le plus intuitif est celui d'Engle-Granger, qui part du principe que si deux variables sont cointégrées, une de leurs combinaison linéaire est stationnaire. Le test est organisé en deux étapes :

- régresser  $y_t$  sur  $x_t$ , récupérer les résidus
- tester la stationnarité des résidus, avec un test ADF par exemple



# Tests de cointégration en panel, dans la tradition d'Engle-Granger (1/2)

- Kao,  
Conçu pour les cas bivariés : cointégration entre  $y_{it}$  et une unique covariable  $x_{it}$   
Test la relation  $\hat{\epsilon}_{it} = \rho \hat{\epsilon}_{it-1} + u_{it}$  avec  $\rho$  commun à tous les individus  
H0 : absence de cointégration ( $\rho = 1$ ), H1 : cointégration identique pour toutes les séries
- Mc Coskey et Kao (LM test),  
Conçu pour les cas multivariés  
H0 : cointégration identique pour toutes les séries, H1 : absence de cointégration  
L'inversions des hypothèses conduit à des distributions asymptotiques non-standards et à des algorithmes lourds (bootstrap)

# Tests de cointégration en panel, dans la tradition d'Engle-Granger (2/2)

- Pedroni,

A proposé 7 (!) tests, avec toujours la même hypothèse nulle

$H_0$  : les paramètres de la relation de cointégration sont homogènes ( $\rho_i = 1$ ),  $H_1$  : les paramètres de la relation de cointégration sont hétérogènes

Certains des tests exploitent la dimension within ( $H_1 : \rho_i = \rho < 1$ ) et d'autres la dimension between ( $H_1 : \rho_i < 1$ )

## Choix des tests dans la tradition d'Engle-Granger

Ces tests restent encore confinés au monde académique. Aucun d'eux n'est disponible sous Stata à ma connaissance, bien que certains soient relativement faciles à coder (Kao). Du coup, leurs comportements sur données réelles restent mals connus

Les résultats sur données simulées (Hurlin et Mignon, 2006) suggèrent :

- La puissance des tests, à  $N$  constant, augmente avec  $T$
- Les tests de Pedroni sont puissants lorsque  $T$  est grand
- Le test de Kao est plus puissant que ceux de Pedroni pour  $T = 10$  et  $N > 10$

## Cointégration et modèle en différence (1/3)

L'alternative aux tests des résidus à la Engle-Granger est d'estimer directement les coefficients de l'équation de cointégration. Comment faire ?

## Cointégration et modèle en différence (2/3)

Si  $y_t$  et  $x_t$  sont  $I(1)$ , on peut calculer les différences premières et estimer :

$$\Delta y_t = \beta_1 \Delta x_t + \Delta \epsilon_t,$$

### Exemple :

- $x_t$  mesure le prix de l'immobilier à Paris et  $y_t$  celui à Créteil
- $\beta_1 \equiv 0.9$  et un choc positif de demande de biens immobiliers se produit à Paris ( $\epsilon_1 > 0$ ).
- **modèle en différence** : les prix à Créteil vont augmenter moins fortement que ceux à Paris, aucune force de rappel ne ramènera à l'écart initial

Alors que dans un **modèle de cointégration**, comme  $\Delta \epsilon_t$  est stationnaire, l'effet du choc est transitoire et les prix reviendront au niveau d'équilibre caractérisé par  $(\beta_0, \beta_1)$ .

## Cointégration et modèle en différence (3/3)

- le modèle en différence, bien qu'on puisse l'estimer sans risque de régression fallacieuse, ne capture pas la même dynamique que l'équation de cointégration
- l'écart s'explique par le comportement des erreurs :
  - ▶ comme elles sont  $I(0)$  dans l'équation de cointégration, on s'attend à ce qu'un choc aujourd'hui soit compensé par un ou plusieurs chocs opposés à l'avenir :  $E(\Delta\epsilon_2 | \epsilon_1 > 0) < 0$
  - ▶ dans le modèle en différence, on pose  $\Delta\epsilon_t$  est  $I(0)$  et on a simplement  $E(\Delta\epsilon_2) = 0$

## Modèle à correction d'erreurs

Le modèle à correction d'erreur ajoute au modèle en différence le terme  $\epsilon_{t-1} = y_{t-1} - \beta_1 x_{t-1}$ , qui va exercer une force de rappel vers la relation de long-terme

$$\Delta y_t = \gamma \Delta x_t + \lambda (y_{t-1} - \beta_0 - \beta_1 x_{t-1}) + u_t.$$

Pour qu'un choc  $\epsilon_t$  soit corrigé aux dates suivantes, on a besoin de  $\lambda < 0$ .

# Estimation du modèle à correction d'erreurs en série temporelles

Comme  $\Delta y_t, \Delta x_t, y_{t-1} - \beta_0 - \beta_1 x_{t-1}$  et  $u_t$  sont tous  $I(0)$ , on peut estimer le modèle à correction d'erreurs par OLS. Il y a au moins 3 possibilités :

- estimer le modèle développé

$$\Delta y_t = \gamma \Delta x_t + \lambda y_{t-1} - \lambda \beta_0 - \lambda \beta_1 x_{t-1} + u_t.$$

- estimer l'équation de cointégration, récupérer les résidus puis estimer

$$\Delta y_t = \gamma \Delta x_t + \lambda \hat{\epsilon}_{t-1} + u_t.$$

Si  $y_t$  et  $x_t$  sont cointégrées, l'estimateur OLS est convergent (et même superconvergent !), même si sa distribution asymptotique n'est pas gaussienne.

- estimer par moindres carrés non-linéaires.



## Test de cointégration basé sur un modèle à correction d'erreurs en panel

- Westerlund,  
Modèle général :

$$\Delta y_{it} = \gamma_{0i} + \lambda_i(y_{it-1} - \beta_i x_{it-1}) + \sum_{j=-K_{1i}}^{K_{2i}} \gamma_{1ij} \Delta x_{it-j} + \sum_{j=1}^{K_{3i}} \gamma_{2ij} \Delta y_{it-j} + u_{it}$$

Estime un modèle pour chaque  $i$  et en agrège les statistiques pour tester  $\lambda_i$ .

H0 : pas de cointégration ( $\lambda_i = 0, \forall i$ ), H1 : certaines séries sont cointégrées ( $\lambda_i < 0$  pour au moins un  $i$ )

Test disponibles sous Stata ("xtwest")

- D'autres tests existent, mais supposent une structure de facteurs latents...

# Plan

- 1 Introduction
- 2 Stationnarité
- 3 Cointégration
- 4 Estimation**

Ce n'est pas toujours l'existence ou non d'une relation de cointégration qui nous intéresse : **on veut parfois savoir sa force**

⇒ estimation des paramètres de l'équation de cointégration en panel

## Erreur à ne pas faire : appliquer les techniques des panels micro !

Si on suppose que seules les constantes sont différentes d'un individu à l'autre, le modèle est :

$$y_{it} = \beta_0 i + \beta_1 x_{it} + u_{it}.$$

on retrouve un modèle à effets fixe, qu'on peut estimer avec l'estimateur *within*.

**Problème** : si  $y$  et  $x$  sont cointégrées, elles ne sont pas stationnaire et on fait une régression fallacieuse...

## Approches “standards”

On va voir ici deux modèles relativement connus et conduisant à des estimateurs faciles à mettre en oeuvre : le *mean group estimator*, le *common correlated effects mean group* et le *Common Correlated Effects Pooled*

## “Mean group estimator”

Pesaran et Smith (1995) supposent un modèle où les constantes et les pentes sont hétérogènes :

$$y_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i}x_{it-1} + \beta_{2i}t + u_{it}.$$

### Estimation :

Le modèle est estimé séparément pour chaque groupe  $i$ , et on calcule ensuite la moyenne des coefficients :  $\hat{\beta}_1^{MG} = \hat{\beta}_1^{OLS}$

## “Common Correlated Effects Mean Group” (1/2)

Ajout de la dépendance en coupe dans Pesaran (2006) :

$$y_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i}x_{it} + u_{it}$$

$$x_{it} = \alpha_{2i} + \gamma_i f_t + \epsilon_{it}$$

$$u_{it} = \alpha_{1i} + \gamma_i f_t + e_{it}$$

Les facteurs communs introduisent une dépendance en coupe, d'intensité variable dans le temps. L'idée de Pesaran (2006) est d'estimer  $f_t$  par  $y_{.t}$  et  $x_{.t}$ , ce qui conduit au modèle :

$$y_{it} = b_{0i} + b_{1i}x_{it} + d_{1i}y_{.t} + d_{2i}x_{.t} + v_{it}.$$

A nouveau, le modèle est estimé séparément pour chaque groupe  $i$ , et on calcule ensuite la moyenne des coefficients :  $\hat{b}_1^{CCEMG} = \hat{b}_1^{OLS}$

## “Common Correlated Effects Pooled”

Modèle proche de l'estimateur CCEM, à ceci près qu'il n'y a qu'un seul paramètre de pente :

$$y_{it} = \beta_{0i} + \beta_1 x_{it} + u_{it}$$

$$x_{it} = \alpha_{2i} + \gamma_i f_t + \epsilon_{it}$$

$$u_{it} = \alpha_{1i} + \gamma_i f_t + e_{it}$$

d'où le modèle :

$$y_{it} = b_{0i} + b_1 x_{it} + d_{1i} y_{.t} + d_{2i} x_{.t} + v_{it}.$$



## Mise en oeuvre

- Faciles à coder, l'algorithme du CCEP se réduit à :
  - ① calculer les moyennes de  $y$  et  $x$  à chaque date
  - ② régresser  $y_{it}$  sur  $x_{it}$ ,  $y_{.t}$  et  $x_{.t}$ , en prenant bien soin de considérer un seul coefficient pour  $x_{it}$  et un coefficient par individu pour  $y_{.t}$  et  $x_{.t}$  (une seule régression sur données empilées)
- Le principe est le même pour le CCEM, à ceci près qu'il faut effectuer autant de régressions qu'il y a d'unités panels, puis calculer la moyenne des  $\hat{b}_1^{CCEMG}$
- attention aux écarts-types, le plus simple est encore de les approcher par bootstrap...

# Conclusion

- les développements sur les panels non-stationnaires sont encore récents et peu connus en dehors du monde académique
- le domaine est toutefois suffisamment mûr pour offrir de nombreux tests et modèles alternatifs, permettant :
  - ▶ d'apprécier le risque de régression fallacieuse
  - ▶ d'adapter son approche le cas échéant, en s'orientant vers une analyse de cointégration
  - ▶ d'élaborer un discours convaincant sur des questions traitées avec les outils des panels micro, inadaptées ici
  - ▶ de bousculer certaines idées reçues (ex : certains modèle de production de l'innovation dans lesquels les spillovers étaient considérés comme négligeables au regard de la RD de chaque agent)