ÉCONOMÉTRIE (UGA S2) PRÉSENTATION 1

Michal W. Urdanivia*

*Université de Grenoble Alpes, Faculté d'Économie, GAEL, e-mail: michal.wong-urdanivia@univ-grenoble-alpes.fr

1er mars 2023

^{1.} Ce cours s'appuie sur les notes de cours d'Alain Carpentier à l'ENSAI en 2010-2011.

Contenu

| 1. Qu'est-ce que l'économétrie? A quoi (à qui) ça ser |
|---|
|---|

2. La démarche des économètres

3. Spécificités de l'économétrie (statistique)

4. Objectifs, organisation et plan du cours

5. Notations et rappels de statistique

PLAN

- 1. Qu'est-ce que l'économétrie? A quoi (à qui) ça sert?
- 2. La démarche des économètres
- 3. Spécificités de l'économétrie (statistique)
- Objectifs, organisation et plan du cours
- Notations et rappels de statistique

1. Qu'est-ce que l'économétrie? A quoi (à qui) ça sert?

Introduction de l'« Introduction à l'économétrie »

- 1. Qu'est-ce que l'économétrie ? A quoi (à qui) ça sert ?
- 2. La démarche des économètres
- 3. Les spécificités de l'économétrie, en tant que « domaine » de la statistique
- 4. Objectifs, organisation et plan du cours
- Notations et rappels de statistique (listés ici et rappelés par la suite en temps utile)

1. Qu'est-ce que l'économétrie ? A quoi (à qui) ça sert ?

Econométrie : Modélisation statistique des comportements économiques

- Choix individuels : micro-économétrie
 - Consommateurs : demande des biens marchands (dépenses d'alimentation, de transport, ...), choix de marques, ...
 - Firmes: investissement, main d'œuvre, localisation, ...
 - Salariés : durée de chômage, déterminants des salaires, ...
 - Ménages : épargne, portefeuille financier, ...
 - Données individuelles, panels (enquêtes répétées dans le temps)
- Grands agrégats économiques : macro-économétrie
 - PNB, importations, consommation, épargne, taux d'intérêt, taux de change, taux de salaire, ...
 - Déterminants de la croissance, du taux de chômage, ...
 - Séries temporelles, un pays ou plusieurs pays, ...

1. Qu'est-ce que l'économétrie ? A quoi (à qui) ça sert ?

Econométrie : Modélisation statistique des comportements économiques

- Choix individuels : micro-économétrie
 - Consommateurs : demande des biens marchands (dépenses d'alimentation, de transport, ...), choix de marques, ...
 - Firmes: investissement, main d'œuvre, localisation, ...
 - Salariés : durée de chômage, déterminants des salaires, ...
 - Ménages : épargne, portefeuille financier, ...
 - Données individuelles, panels (enquêtes répétées dans le temps)
- Grands agrégats économiques : macro-économétrie
 - PNB, importations, consommation, épargne, taux d'intérêt, taux de change, taux de salaire, ...
 - Déterminants de la croissance, du taux de chômage, ...
 - Séries temporelles, un pays ou plusieurs pays, ...

L'économétrie, c'est d'abord de l'économie

Rationalité des choix économiques

U

Modèles de comportement économique

- Modèles inspirés d'éléments de théorie micro-économique
 - Théorie du consommateur et du producteur
 - Equilibres de marché, concurrence ± parfaite, ...
- Modèles inspirés d'éléments de théorie macro-économique
 - Courbes IS-LM, théorie Keynésienne, ...

Ceci-dit, l'idée de « lois » de l'économie est à utiliser avec précaution.

Utilisation des techniques de la statistique

- Estimer les paramètres des modèles de comportement économique
- Tester (ou juger de) la validité des modèles de comportement économique
- **Exemple :** Modèle de consommation

 $D\'{e}penses = f(prix_biens, revenu, description_m\'{e}nage; \theta_0) + erreur$

- Données : Enquête de consommation (SECODIP, IPSOS, ...)
- Estimation : Estimateur $\hat{\theta}_N$ et données \Rightarrow estimation de θ_0 et mesure de sa « précision »
- **Tests** : Tests de validité interne (« taille » des erreurs, signes des éléments de $\hat{\theta}_N$) et externe (capacité à prédire les dépenses hors échantillon)

Etudes économétriques, pour analyser

- Les données disponibles décrivent les choix passés des agents économiques
- Elles permettent d'analyser les déterminants/mécanismes de ces choix

Exemple. Plusieurs enquêtes sur la consommation de tabac, années marquées par des taxes croissantes sur le tabac

- On veut mesurer l'efficacité de la taxation. Effets « purs », hors campagnes « anti-tabac », interdictions, ... (ceteris paribus)
- Globalement, les augmentations de prix diminuent la consommation
 - Effet significatif mais limité sur les quantités consommées des fumeurs
 - Effet significatif sur les décisions d'arrêter
 - *Effet majeur* : empêche les jeunes de commencer à fumer
- Etudes récentes (avec des toxicologues): les fumeurs consomment un peu moins de tabac, mais pratiquement autant de nicotine.

Etudes économétriques, pour simuler/prédire

- Les données disponibles permettent l'analyse quantifiée des déterminants/mécanismes des choix des agents économiques
- La modélisation économétrique permet de simuler/prédire les effets de changements des déterminants des choix

Exemple: Taxation hypothétique des pesticides sur les choix des agriculteurs

- A court terme :
 - Peu de changement sur les choix pour une culture donnée
 - Effets significatifs sur les choix de cultures (en priorité les moins utilisatrices de pesticides)
- A moyen terme:
 - Effet significatif sur les choix pour une culture donnée
 - Effets significatifs sur les choix de cultures
 - Idée: Réorganisation des systèmes de production moins dépendants des pesticides

Qui utilise l'analyse économétrique ?

- Les décideurs publics: ministères et institutions internationales (UE, OCDE, Banque Mondiale, FMI, ...)
 - Analyse des effets des politiques économiques ou non économiques mises en œuvre
 - Simulation/prédiction des effets des politiques économiques envisagées
 - Calcul des indices de prix

- Les (grandes) entreprises :

- Finance (banque/assurance): choix d'investissements financiers et gestion des contrats d'assurance
- Marketing quantitatif
- Entreprises spécialisées (BIPE, ...)
- (Consultation des études économétriques macro- ou microéconométriques publiées, scientifiques ou non)

PLAN

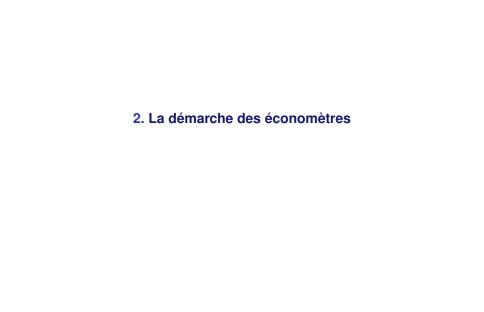
1. Qu'est-ce que l'économétrie? A quoi (à qui) ça sert?

2. La démarche des économètres

Spécificités de l'économétrie (statistique)

Objectifs, organisation et plan du cours

Notations et rappels de statistique



2. La démarche des économètres

- 1a. Analyse de la question posée : effets de la taxe sur le tabac
 - ⇒ Construction d'un modèle avec effets du prix du tabac
- 1b. Analyse des données disponibles : enquêtes disponibles depuis 1990
 - \Rightarrow Attention : campagnes anti-tabac, interdictions dans les lieux publics, ...
- 2. Spécification d'un modèle mathématique des choix liés au tabac :
 - ⇒ Commencer, arrêter, quantité consommée, effets d'addiction
 - ⇒ Effets des prix et du revenu, des campagnes et interdictions
- 3. Utilisation des techniques de l'inférence statistique :
 - ⇒ Estimation des paramètres du modèle, choix de l'estimateur approprié
 - ⇒ Tests de la validité du modèle, interprétation des résultats
- 4. Réponse à la question posée :
 - ⇒ Décomposition des effets estimés, simulations/prédictions

PLAN

- 1. Qu'est-ce que l'économétrie? A quoi (à qui) ça sert?
- 2. La démarche des économètres
- 3. Spécificités de l'économétrie (statistique)
- 4. Objectifs, organisation et plan du cours
- Notations et rappels de statistique



3. Spécificités de l'économétrie (statistique)

- Questions posées aux économètres : analyses « contre-factuelles »
 - Que se serait-il passé si ... ?
 - Nécessité de spécifier des modèles mettant en évidence des mécanismes causaux; pas spécifique à l'économétrie mais ...
- Pas (ou très peu) de données expérimentales
 - **Expérience**: On veut savoir ce qui se passerait pour des sujets si
 - « Condition A » ou « Condition B ». On place des sujets en
 - « Condition A » et des sujets en « Condition B » et on compare.
 - Très difficile en économie, seulement « Condition réelle »
 - Les techniques usuelles de la statistique sont bien adaptées à l'analyse de données expérimentales:
 - Calculs de moyennes conditionnelles (tris à plat) ; régression ; ...
 - ... mais elles sont à utiliser avec précaution en économétrie.

Point de vue « technique »

- Comportement mesuré par y_i (salaire de i), déterminants d'intérêt mesurés par x_i (niveau d'études de i) et (modèle linéaire simple) :

$$y_i = \alpha_0 + b_0 x_i + u_i$$
 avec $E[u_i] \equiv 0$

- Pour un économètre : y_i , u_i et x_i sont des variables aléatoires
 - Salaire y_i: résultat du *choix* du salarié i et de son employeur (ou de ses employeurs potentiels)
 - Niveau d'études x_i : résultat du *choix* (\pm contraint) de i
 - **Terme d'erreur** u_i : contient tout ce qui explique y_i et n'est pas expliqué par $\alpha_0 + b_0 x_i$
 - Le niveau d'étude x_i n'est ni fixé par un expérimentateur, ni parfaitement aléatoire. Il a été *choisi* (sous ± de contraintes) par i

$$y_i = \alpha_0 + b_0 x_i + u_i$$
 avec $E[u_i] \equiv 0$

- Analyse économétrique :
 - L'estimateur des MCO de b_0 est en général biaisé car $Cov[x_i, u_i] \neq 0$.
 - En général : $Cov[x_i, u_i] > 0$
 - *Idée* : u_i contient les effets de nombreux facteurs expliquant x_i
 - **Problème d'endogénéité** de x_i par rapport à u_i
 - ⇒ Un autre modèle du salaire est nécessaire, lequel ?
 - ⇒ Un autre estimateur que celui des MCO doit être utilisé, lequel ?

Un des objectifs de ce cours : analyse de ces problèmes et de leurs solutions

PLAN

- 1. Qu'est-ce que l'économétrie? A quoi (à qui) ça sert?
- 2. La démarche des économètres
- 3. Spécificités de l'économétrie (statistique)
- 4. Objectifs, organisation et plan du cours
- Notations et rappels de statistique

| 4. Objectifs, organisation et plan du cours |
|---|
| |

4. Objectifs, organisation et plan du cours

Objectifs du cours : introduction à l'analyse économétrique

- La démarche des économètres
- Les *principaux modèles* utilisés : « Pièges » à éviter
- Les principales techniques d'inférence : « Astuces » utilisées
- Micro-économétrie essentiellement

Remarque : J'ai utilisé pour mes travaux tout ce je vais présenter

Organisation du cours : classique

- Cours: théorie et exemples, mais tous les résultats pas démontrés (intuition, démonstrations dans le poly)
- TD/TP: utilisation des concepts théoriques introduits et applications

Plan du cours

Partie A. Modèles (linéaires) de variables continues (y, continue)

Mots clés : Identification, exogénéité/endogénéité, variables instrumentales *Inférence statistique* : Moindres carrés et Méthode des Moments (Généralisée)

Partie B. Modèles à variables latentes (*y_i* discrète, continue/discrète)

Mots clés: Variable observée/latente, mécanisme d'observation, choix discret, variable censurée, échantillon tronqué

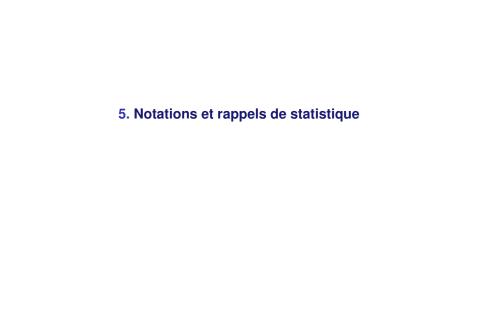
Inférence statistique : Maximum de Vraisemblance

Partie C. Modèles à régime et mesure des effets de traitement Synthèse : Mobilise des éléments des parties A et B

Notations et rappels de statistique particulièrement utiles pour l'économétrie

PLAN

- 1. Qu'est-ce que l'économétrie? A quoi (à qui) ça sert?
- 2. La démarche des économètres
- 3. Spécificités de l'économétrie (statistique)
- 4. Objectifs, organisation et plan du cours
- 5. Notations et rappels de statistique



5. Notations et rappels de statistique

Convention pour l'écriture des variables, paramètres ou fonctions

scalaire

vecteur colonne

MATRICE

5.1. Echantillon

- **1.** Echantillon aléatoire: $(y_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ pour i = 1,...,N
- **2.** Les $(y_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ sont des vecteurs de variables aléatoires
- **3.** Les $(y_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ sont indépendants et équi-distribués pour i = 1,...,N (pas « trop » dépendants entre eux et avec des distributions par « trop » différentes)
 - **4.** *N* est grand (pour justifier des approximations asymptotiques)
- **5**. Le tirage de l'échantillon est aléatoire, *i.e.* les *N* individus de l'échantillon sont tirés aléatoirement dans la population d'intérêt des « *i* ».

- La distribution commune des $(y_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ est celle de $(y, \mathbf{x}, \mathbf{z})$ le vecteur décrivant la distribution des réalisations des $(y_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ dans la population puisque le *tirage de l'échantillon est aléatoire* (notion de *représentativité de l'échantillon*).
- Le modèle commun aux (y_i, x_i, z_i) est celui de (y, x, z), nommé modèle de population.
- On peut donc « inférer statistiquement » les relations entre les éléments de $(y_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ pour chacun des i à partir de l'observation des réalisations de $(y_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ pour l'ensemble des i.
- La notion d'équidistribution sous-tend celle de modèle : les (y_i, x_i, z_i) suivent le même modèle s'ils ont le même PGD.
 - Si on s'intéresse à la distribution conditionnelle des $(y_i, \mathbf{x}_i)/\mathbf{z}_i$, le PGD des \mathbf{z}_i importe peu.

Vecteur x,

$$\mathbf{x}_{i} \equiv \begin{bmatrix} x_{1,i} \\ x_{2,i} \\ \vdots \\ x_{K,i} \end{bmatrix}_{K,k}$$

 x_{ij} est généralement la variable constante : $x_{ij} = 1$

$$\mathbf{x}_{i} \equiv \begin{bmatrix} 1 \\ x_{2,i} \\ \vdots \\ x_{K,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \tilde{\mathbf{x}}_{i} \end{bmatrix} \text{ avec } \tilde{\mathbf{x}}_{i} \equiv \begin{bmatrix} x_{2,i} \\ x_{3,i} \\ \vdots \\ x_{K,i} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} \tilde{x}_{1,i} \\ \tilde{x}_{2,i} \\ \vdots \\ \tilde{x}_{K-1,i} \end{bmatrix}$$

Vecteur z

$$\mathbf{z}_{i} \equiv \begin{bmatrix} z_{1,i} \\ z_{2,i} \\ \vdots \\ z_{I,i} \end{bmatrix}.$$

 z_{ij} est généralement la variable constante : $z_{ij} = 1$

$$\mathbf{z}_{i} = \begin{bmatrix} 1 \\ z_{2,i} \\ \vdots \\ z_{L,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \tilde{\mathbf{z}}_{i} \end{bmatrix} \text{ avec } \tilde{\mathbf{z}}_{i} \equiv \begin{bmatrix} z_{2,i} \\ z_{3,i} \\ \vdots \\ z_{L,i} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} \tilde{z}_{1,i} \\ \tilde{z}_{2,i} \\ \vdots \\ \tilde{z}_{L-1,i} \end{bmatrix}$$

5.2. Modèle linéaire

1. Modèle linéaire de y_i en x_i

$$y_i = \mathbf{a}_0' \mathbf{x}_i + u_i \text{ avec } E[u_i] \equiv 0$$

2. Vecteur de paramètres à estimer : a₀

$$\mathbf{a}_0 \equiv \begin{bmatrix} a_{1,0} \\ a_{2,0} \\ \vdots \\ a_{K,0} \end{bmatrix}, \text{ terme constant } a_{10} = \boldsymbol{\alpha}_0 \text{ et } \mathbf{a}_0 \equiv \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_0 \\ \mathbf{b}_0 \end{bmatrix} \text{ avec } \mathbf{b}_0 \equiv \begin{bmatrix} a_{2,0} \\ a_{3,0} \\ \vdots \\ a_{K,0} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} b_{1,0} \\ b_{2,0} \\ \vdots \\ b_{K-1,0} \end{bmatrix}$$

Modèle linéaire

$$y_i = \mathbf{a}_0' \mathbf{x}_i + u_i \text{ avec } E[u_i] \equiv 0$$

$$y_i = \sum_{k=1}^{K} a_{k,0} x_{ki} + u_i \text{ avec } E[u_i] \equiv 0$$

$$y_i = \mathbf{x}_i' \mathbf{a}_0 + u_i \text{ avec } E[u_i] \equiv 0$$

$$avec E[u_i]$$

$$y_i = \alpha_0 + \tilde{\mathbf{x}}_i' \mathbf{b}_0 + u_i \text{ avec } E[u_i] \equiv 0$$

5.3a. Espérances, variances et covariances, cas scalaire

Définition. Espérance de
$$x_{ki}: m_{k,0} \equiv E[x_{ki}] \equiv \int_{X_k} x f_{xk}(x) dx$$

- X_k est le domaine de variation (commun) des X_{ki}
- $f_k(.)$ la fonction de densité de la distribution (commune) des x_{ki}
- L'intégrale définit une somme et f_k(.) définit une probabilité dans le cas où les x_{ki} sont discrètes

Définition. Variance de
$$x_{ki}$$
: $v_{kk,0} \equiv V[x_{ki}] \equiv \int_{X_k} (x - m_{k0})^2 f_k(x) dx$

Variance et espérances :
$$V[x_{ki}] = E[(x_{ki} - m_{k0})^2] = E[x_{ki}^2] - E[x_{ki}]^2$$

Définition. Covariance de x_{ki} et $x_{\ell i}$:

$$v_{k\ell,0} \equiv Cov[x_{ki}; x_{\ell i}] \equiv \int_{X_{(k,\ell)}} (e_k - m_{k0})(e_\ell - m_{\ell 0}) f_{(k,\ell)}(e_k, e_\ell) d(e_k, e_\ell)$$

- $X_{(k,\ell)}$ est le domaine de variation (commun) des $(x_{ki}, x_{\ell i})$
- f_(k,l)(.,.) la fonction de densité de la distribution (commune) des (x_{ki},x_{li})

Symétrie:
$$Cov[x_{ki};x_{\ell i}] = Cov[x_{\ell i};x_{ki}]$$

Variance et espérances :

$$Cov[x_{ki}; x_{\ell i}] = E[(x_{ki} - m_{k0})(x_{\ell i} - m_{\ell 0})] = E[x_{ki}x_{\ell i}] - E[x_{ki}]E[x_{\ell i}]$$
$$= E[(x_{ki} - m_{k0})x_{\ell i}] = E[x_{ki}(x_{\ell i} - m_{\ell 0})]$$

Variance et covariance :
$$Cov[x_{ki}; x_{ki}] = V[x_{ki}]$$

5.3b. Espérances, variances et covariances, cas vectoriel

Définition. Espérance de
$$\mathbf{x}_i$$
:
$$E[\mathbf{x}_i] = \begin{bmatrix} E[x_{1i}] \\ E[x_{2i}] \\ \vdots \\ E[x_{Ki}] \end{bmatrix} \equiv \mathbf{m}_0 \equiv \begin{bmatrix} m_{1,0} \\ m_{2,0} \\ \vdots \\ m_{K,0} \end{bmatrix} \text{ et } m_{1,0} = 1 \text{ si } x_{1i} = 1$$

$$\begin{aligned} \mathbf{D\acute{e}finition.} \ \textit{Matrice de variance-covariance de } \mathbf{x}_i : \\ V\left[\mathbf{x}_i\right] &= \begin{bmatrix} V\left[x_{1i}\right] & Cov\left[x_{1i}, x_{2i}\right] & \cdots & Cov\left[x_{1i}, x_{Ki}\right] \\ Cov\left[x_{2i}, x_{1i}\right] & V\left[x_{2i}\right] & \cdots & Cov\left[x_{2i}, x_{Ki}\right] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov\left[x_{Ki}, x_{1i}\right] & Cov\left[x_{Ki}, x_{2i}\right] & \cdots & V\left[x_{Ki}\right] \end{bmatrix}_{K \times K} \\ &= \mathbf{C}_0 \end{aligned}$$

Transposition:
$$E[\mathbf{x}_i]' = E[\mathbf{x}'_i]$$

Symétrie:
$$V[\mathbf{x}_i]' = V[\mathbf{x}_i]$$

 $V[\mathbf{x}_i]$ est semi-définie positive, i.e. $\mathbf{r}'V[\mathbf{x}_i]\mathbf{r} \ge 0$ pour tout $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^K$

Variance et espérances : $V[\mathbf{x}_i] = E[\mathbf{x}_i \mathbf{x}'_i] - E[\mathbf{x}_i] E[\mathbf{x}'_i]$

où $\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i'$ est le *produit croisé de* \mathbf{x}_i

$$\mathbf{x}_{i}\mathbf{x}_{i}' = \begin{bmatrix} x_{1i}^{2} & x_{1i}x_{2i} & \cdots & x_{1i}x_{Ki} \\ x_{2i}x_{1i} & x_{2i}^{2} & \cdots & x_{2i}x_{Ki} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{Ki}x_{1i} & x_{Ki}x_{2i} & \cdots & x_{2i}^{2} \end{bmatrix}_{K \times K}$$

et:

$$E[\mathbf{x}_{i}\mathbf{x}_{i}'] \equiv \begin{bmatrix} E\begin{bmatrix} x_{1i}^{2} \end{bmatrix} & E\begin{bmatrix} x_{1i}x_{2i} \end{bmatrix} & \cdots & E\begin{bmatrix} x_{1i}x_{Ki} \end{bmatrix} \\ E\begin{bmatrix} x_{2i}x_{1i} \end{bmatrix} & E\begin{bmatrix} x_{2i}^{2} \end{bmatrix} & \cdots & E\begin{bmatrix} x_{2i}x_{Ki} \end{bmatrix} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E\begin{bmatrix} x_{Ki}x_{1i} \end{bmatrix} & E\begin{bmatrix} x_{Ki}x_{2i} \end{bmatrix} & \cdots & E\begin{bmatrix} x_{2i}^{2} \end{bmatrix} \end{bmatrix}_{K \times K}$$

Avec $x_{1i} = 1$ on a:

$$E[\mathbf{x}_{i}\mathbf{x}'_{i}] \equiv \begin{bmatrix} 1 & E[x_{2i}] & \cdots & E[x_{Ki}] \\ E[x_{2i}] & E[x_{2i}^{2}] & \cdots & E[x_{2i}x_{Ki}] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E[x_{Ki}] & E[x_{Ki}x_{2i}] & \cdots & E[x_{2i}^{2}] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & E[\tilde{\mathbf{x}}'_{i}] \\ E[\tilde{\mathbf{x}}_{i}] & E[\tilde{\mathbf{x}}_{i}\tilde{\mathbf{x}}'_{i}] \end{bmatrix}$$

et:

$$V[\mathbf{x}_i] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & V[x_{2i}] & \cdots & Cov[x_{2i}, x_{Ki}] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & Cov[x_{Ki}, x_{2i}] & \cdots & V[x_{Ki}] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & V[\tilde{\mathbf{x}}_i] \end{bmatrix}$$

Définition. Matrice de covariance de x_i et z_i :

$$Cov[\mathbf{x}_{i}; \mathbf{z}_{i}] \equiv \begin{bmatrix} Cov[x_{1i}; z_{1i}] & Cov[x_{1i}; z_{2i}] & \cdots & Cov[x_{1i}; z_{Li}] \\ Cov[x_{2i}; z_{1i}] & Cov[x_{1i}; z_{2i}] & \cdots & Cov[x_{2i}; z_{Li}] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov[x_{Ki}; z_{1i}] & Cov[x_{Ki}; z_{2i}] & \cdots & Cov[x_{1i}; z_{Li}] \end{bmatrix}_{K \times L}$$

Partition de $Cov[\mathbf{x}_i; \mathbf{z}_i]$:

$$Cov[\mathbf{x}_{i}; \mathbf{z}_{i}] = \begin{bmatrix} Cov[\mathbf{x}_{i}; \mathbf{z}_{1i}] & Cov[\mathbf{x}_{i}; \mathbf{z}_{2i}] & \cdots & Cov[\mathbf{x}_{i}; \mathbf{z}_{Li}] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Cov[x_{1i}; \mathbf{z}_{i}] \\ Cov[x_{2i}; \mathbf{z}_{i}] \\ \vdots \\ Cov[x_{Ki}; \mathbf{z}_{i}] \end{bmatrix}$$

Covariance et espérances :
$$Cov[\mathbf{x}_i; \mathbf{z}_i] = E[\mathbf{x}_i \mathbf{z}_i'] - E[\mathbf{x}_i] E[\mathbf{z}_i']$$

Covariance et transposition :

$$Cov[\mathbf{x}_i; \mathbf{z}_i]' = Cov[\mathbf{z}_i; \mathbf{x}_i] = E[\mathbf{z}_i \mathbf{x}_i'] - E[\mathbf{z}_i]E[\mathbf{x}_i']$$

• Avec $x_{1i} = 1$ et $z_{1i} = 1$ on a :

$$Cov[\mathbf{x}_i; \mathbf{z}_i] \equiv \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & Cov[x_{1i}; z_{2i}] & \cdots & Cov[x_{2i}; z_{Li}] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & Cov[x_{Ki}; z_{2i}] & \cdots & Cov[x_{1i}; z_{Li}] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & Cov[\tilde{\mathbf{x}}_i; \tilde{\mathbf{z}}_i] \end{bmatrix}$$

et:

$$E[\mathbf{x}_{i}\mathbf{z}'_{i}] = \begin{bmatrix} 1 & E[z_{2i}] & \cdots & E[z_{Li}] \\ E[x_{2i}] & Cov[x_{1i}; z_{2i}] & \cdots & Cov[x_{2i}; z_{Li}] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E[x_{Ki}] & Cov[x_{Ki}; z_{2i}] & \cdots & Cov[x_{1i}; z_{Li}] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & E[\tilde{\mathbf{z}}'_{i}] \\ E[\tilde{\mathbf{x}}_{i}] & E[\tilde{\mathbf{x}}_{i}\tilde{\mathbf{z}}'_{i}] \end{bmatrix}$$

5.4. Résultats essentiels de la statistique asymptotique

- La plupart des estimateurs présentés dans le cours n'ont pas de propriétés connues à distance finie, *i.e.* pour *N* fixe (beaucoup d'entre eux sont même biaisés à distance finie).
- On étudie leurs propriétés asymptotiques, i.e. pour N → +∞, et on approxime les propriétés de ces estimateurs en considérant que « N est grand mais (tout de même) pas infini ».
- Un estimateur est une fonction (explicite ou non, compliquée ou non) de moyennes, de variances et de covariances empiriques de variables aléatoires.
 - *Lois des Grands Nombres* (LGN) ⇒ Convergence des estimateurs
 - *Théorème Central Limite* (TCL) ⇒ Distribution as. des estimateurs

Propriété 1a. Loi Forte des Grands Nombres

(Convergence presque sûre)

Soit $\{\mathbf{w}_i; i=1,2,...\}$ une suite de vecteurs aléatoires tels que les \mathbf{w}_i sont iid pour i=1,2,... avec $E[\mathbf{w}_i] = \mathbf{\mu}_0 < +\infty$ et $V[\mathbf{w}_i] = \mathbf{\Omega}_0 < +\infty$. On a :

$$N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{w}_{i} \xrightarrow{p.s.} E[\mathbf{w}_{i}] = \boldsymbol{\mu}_{0}.$$

Si, de plus, $V[vech(\mathbf{w}_i \mathbf{w}_i')] = \Psi_0 < +\infty$, alors :

$$N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{w}_i \mathbf{w}_i' \xrightarrow{p.s.} E[\mathbf{w}_i \mathbf{w}_i'] = \mathbf{\Omega}_0 + \mathbf{\mu}_0 \mathbf{\mu}_0'.$$

Fonction $vech(\mathbf{M})$: \mathbf{M} est une matrice symétrique, $vech(\mathbf{M})$ renvoie le vecteur des éléments non redondants de \mathbf{M} .

Propriété 1b. Loi faible des Grands Nombres (Convergence en probabilité)

Soit $\{\mathbf{w}_i; i = 1, 2, ...\}$ une suite de vecteurs aléatoires tels que les \mathbf{w}_i sont iid pour i = 1, 2, ... avec $E[\mathbf{w}_i] = \boldsymbol{\mu}_0 < +\infty$ et $V[\mathbf{w}_i] < +\infty$. On a :

$$N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{w}_{i} \xrightarrow{p.} E[\mathbf{w}_{i}] = \mathbf{\mu}_{0}.$$

Si, de plus, $V[\mathbf{w}_i] = \mathbf{\Omega}_0 < +\infty$ et $V[vech(\mathbf{w}_i, \mathbf{w}_i')] < +\infty$, alors:

$$N^{-1} \sum\nolimits_{i=1}^{N} \mathbf{w}_i \mathbf{w}_i' \xrightarrow[N \to +\infty]{p.} E[\mathbf{w}_i \mathbf{w}_i'] = \mathbf{\Omega}_0 + \mathbf{\mu}_0 \mathbf{\mu}_0'.$$

Rmq. Loi Forte \Rightarrow loi faible

Rmq. Les conditions de régularité, celles qui portent sur la variance des \mathbf{w}_i , indiquent que les LGN ne s'appliquent qu'à des variables aléatoires à variation « limitée », *i.e.* pas trop « explosives ».

Propriété 2. Théorème Central Limite

(Convergence en loi ou en distribution après $\times \sqrt{N}$)

Soit $\{\mathbf{w}_i; i=1,2,...\}$ une suite de vecteurs aléatoires tels que les \mathbf{w}_i sont iid pour i=1,2,... avec $E[\mathbf{w}_i] = \mathbf{\mu}_0 < +\infty$ et $V[\mathbf{w}_i] = \mathbf{\Omega}_0 < +\infty$. On a :

$$\sqrt{N}\left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{w}_{i}-\boldsymbol{\mu}_{0}\right) \xrightarrow{L} \mathcal{N}(\mathbf{0},\boldsymbol{\Omega}_{0}).$$

Rmq. Si $\{\mathbf{w}_i; i=1,2,...\}$ est une suite de vecteurs aléatoires tels que les \mathbf{w}_i sont iid pour i=1,2,..., alors pour toute fonction $\mathbf{g}(.)$ des \mathbf{w}_i on a : $\{\mathbf{g}(\mathbf{w}_i); i=1,2,...\}$ est une suite de vecteurs aléatoires tels que les $\mathbf{g}(\mathbf{w}_i)$

sont iid pour i = 1, 2, ...

Ce résultat s'applique en particulier pour tout sous-vecteur de \mathbf{w}_i .

Rmq. Si on a
$$E[\mathbf{w}_i] = \boldsymbol{\mu}_0 < +\infty$$
, on n'a pas toujours $E[\mathbf{g}(\mathbf{w}_i)] = \gamma_0 < +\infty$.

5.5. Propriétés des estimateurs

Un estimateur de \mathbf{a}_0 , $\hat{\mathbf{a}}_N$, est construit à partir des $\mathbf{w}_i \equiv (y_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$: $\hat{\mathbf{a}}_N = \mathbf{f}(\mathbf{w}_i; i = 1, ..., N).$

C'est une variable aléatoire puisque \mathbf{w}_i contient des termes aléatoires.

A distance finie (N fixe et $< +\infty$)

Définition. L'estimateur $\hat{\mathbf{a}}_N$ est sans biais si :

$$E[\hat{\mathbf{a}}_N] = \mathbf{a}_0 = E_{(\mathbf{w}_i; i=1,...,N)} [\mathbf{f}(\mathbf{w}_i; i=1,...,N)]$$

La distribution de $\hat{\mathbf{a}}_N$ est celle de $\mathbf{f}(\mathbf{w}_i; i=1,...,N)$

- Nécessite : 1) des hypothèses sur la distribution de $(\mathbf{w}_i; i = 1,..., N)$
 - 2) une forme simple et explicite de $\mathbf{f}(\mathbf{w}_i; i = 1,...,N)$

Point de vue asymptotique $(N \rightarrow +\infty)$

Définition. $\hat{\mathbf{a}}_N$ est convergent si :

$$\hat{\mathbf{a}}_{N} \xrightarrow{p.} \mathbf{a}_{0} \text{ ou } p \lim_{N \to +\infty} \hat{\mathbf{a}}_{N} = \mathbf{a}_{0}$$

Définition. $\hat{\mathbf{a}}_N$ est fortement convergent si $\hat{\mathbf{a}}_N \xrightarrow[N \to +\infty]{p.s.} \mathbf{a}_0$

Définition. $\hat{\mathbf{a}}_N$ est as. normal (convergent en \sqrt{N}) si :

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_{N} - \mathbf{a}_{0}) \xrightarrow{L} \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{0})$$

et:

 $\mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma}_0)$ est la distribution asymptotique de $\hat{\mathbf{a}}_N$ et $\mathbf{\Sigma}_0$ est sa matrice de variance-covariance asymptotique.

- Dans le cas de modèles linéaires, on utilise le fait que $\hat{\mathbf{a}}_N$ est une fonction d'éléments de :

$$N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{w}_{i} , N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{w}_{i} \mathbf{w}'_{i} , \dots$$

- La normalité as. de $\hat{\mathbf{a}}_N$ ne repose pas sur la normalité des \mathbf{w}_i , c'est une conséquence du TCL.

Interprétation des notions de convergence de $\hat{\mathbf{a}}_N$ vers \mathbf{a}_0 :

- Si $\hat{\mathbf{a}}_N$ est convergent pour \mathbf{a}_0 alors l'évènement $\hat{\mathbf{a}}_N = \mathbf{a}_0$ survient avec une probabilité approchant 1 lorsque $N \to +\infty$.
- Si â_N est fortement convergent pour a₀ alors l'évènement â_N = a₀ survient presque sûrement lorsque N → +∞.

Interprétation de la normalité as. de $\hat{\mathbf{a}}_{\scriptscriptstyle N}$:

Avec $\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N - \mathbf{a}_0) \xrightarrow{N \to +\infty} \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma_0)$, lorsque « N est grand mais pas infini » on a :

$$\hat{\mathbf{a}}_{N} \sim_{app} \mathcal{N}(\mathbf{a}_{0}, N^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_{0})$$

Rmq. $\hat{\mathbf{a}}_N$ est as. normal $\Rightarrow \hat{\mathbf{a}}_N$ est convergent.

Rmq. La précision *approchée* de $\hat{\mathbf{a}}_N$, mesurée par $N^{-1}\Sigma_0$, croît « mécaniquement » en N.

Rmq. L'efficacité as. (la précision lorsque N est grand) de $\hat{\mathbf{a}}_N$ est d'autant plus élevée que Σ_0 est petite dans le pré-ordre des matrices semi-définies positive

Shématiquement: précision = éléments de la diagonale de Σ_0 « petits »

Attention. Σ_0 est la variance as. de l'estimateur $\hat{\bf a}_N$, $N^{-1}\Sigma_0$ est sa variance approchée.

Rmq. On a besoin d'un estimateur convergent de Σ_0 : $\hat{\Sigma}_N \xrightarrow{p} \Sigma_0$ pour calculer des statistiques de test ou des intervalles de confiance.

Utilisation de la normalité as. de $\hat{\mathbf{a}}_N$:

$$\text{On a: } \boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv \begin{bmatrix} \sigma_{1,0}^2 & c_{12,0} & \cdots & c_{1K,0} \\ c_{12,0} & \sigma_{2,0}^2 & \cdots & c_{2K,0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{1K,0} & c_{2K,0} & \cdots & \sigma_{K,0}^2 \end{bmatrix} \text{et } \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_N \equiv \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{1,N}^2 & \hat{c}_{12,N} & \cdots & \hat{c}_{1K,N} \\ \hat{c}_{12,N} & \hat{\sigma}_{2,N}^2 & \cdots & \hat{c}_{2K,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{c}_{1K,N} & \hat{c}_{2K,N} & \cdots & \hat{\sigma}_{K,N}^2 \end{bmatrix}$$

Sortie typique de logiciel:

| Paramètre | Estimation | Estimation de l'écarttype de l'estimateur $\hat{\mathbf{a}}_{\scriptscriptstyle N}$ | Statistiques de test, |
|-----------|---|---|---------------------------|
| $a_{1,0}$ | $\hat{a}_{\scriptscriptstyle 1,est}$ | $\hat{\sigma}_{_{1,est}}/\sqrt{N}$ | ••• |
| $a_{2,0}$ | $\hat{a}_{\scriptscriptstyle 2,est}$ | $\hat{\sigma}_{2,est}/\sqrt{N}$ | ••• |
| : | : | : | ••• |
| $a_{K,0}$ | $\hat{a}_{{\scriptscriptstyle{K,est}}}$ | $\hat{\sigma}_{_{K,est}}/\sqrt{N}$ | ••• |

Intervalles de confiance de $\hat{a}_{k,est}$. Avec $\hat{a}_{k,N} \sim_{app} \mathcal{N}(a_{k,0}, N^{-1}\sigma_{k,0}^2)$ on a :

$$\left[\hat{a}_{k,\rm est} - 1{,}96 \times \hat{\sigma}_{k,\rm est} / \sqrt{N}\,; \hat{a}_{k,\rm est} + 1{,}96 \times \hat{\sigma}_{k,\rm est} / \sqrt{N}\,\right] \grave{\rm a} \,\,5\%$$

et:

$$\left[\hat{a}_{k,\rm est} - 2,58 \times \hat{\sigma}_{k,\rm est} / \sqrt{N}; \hat{a}_{k,\rm est} + 2,58 \times \hat{\sigma}_{k,\rm est} / \sqrt{N}\right] \grave{\rm a} \ 1\%$$

Attention. Significativité statistique (/0) de $\hat{a}_{k,est} \neq$ importance dans le modèle de $a_{k,0}$

- Les $\hat{\sigma}_{k,est}/\sqrt{N}$ mesurent la capacité des données à fournir des estimations précises des $a_{k,0}$ dans le modèle considéré.
- Un paramètre important d'un point de vue économique peut être « non différent de 0 statistiquement » parce qu'il est mal mesuré : N petit, trop peu de variation de variable explicative associée, ...
- Lorsque *N* est très très grand, tout est « différent de 0 statistiquement»

5.6. La notion d'espérance conditionnelle

 La notion d'espérance conditionnelle est essentielle dans toute la statistique, elle l'est également en économétrie

Définition. Espérance de y_i conditionnelle à (sachant) $\mathbf{x}_i = \mathbf{x}$ où $\mathbf{x} \in X$:

$$E[y_i/\mathbf{x}_i = \mathbf{x}] \equiv E_{y_i/\mathbf{x}_i = \mathbf{x}}[y_i] \equiv \int_{Y} yf(y;\mathbf{x})dy \equiv \mu(\mathbf{x})$$

- X est le domaine de variation (commun) des \mathbf{x}_i
- Y est le domaine de variation (commun) des y_i
- f(.;x) la fonction de densité de la distribution (commune) des y_i conditionnelle à x_i = x.
- Le terme $\mu(\mathbf{x}) = E[y_i/\mathbf{x}_i = \mathbf{x}]$ est un réel.

- On utilisera également souvent la notion d'espérance conditionnelle :

$$E[y_i/\mathbf{x}_i] \equiv E_{y_i/\mathbf{x}_i}[y_i] \equiv \mu(\mathbf{x}_i),$$

i.e. « sans choisir » de valeur pour la réalisation de \mathbf{x}_i .

Cette espérance conditionnelle est une *variable aléatoire*, puisque c'est une fonction de la variable aléatoire \mathbf{x}_i .

- Ces notions d'espérance conditionnelle se généralisent directement au cas de vecteurs (et de matrices) aléatoires.
- Les espérances conditionnelles ont plusieurs propriétés importantes.

Propriété 3. Espérance conditionnelle et prédiction

Soit (y, \mathbf{x}) un vecteur de variables aléatoires sur \mathbb{R}^{1+K} tel que $V[y] < +\infty$ et $\mu(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^K \to \mathbb{R}$ est une fonction telle que $E[y/\mathbf{x}] = \mu(\mathbf{x})$, alors :

$$\mu(\mathbf{x}) = \min_{m(.) \in F_K} E[(y - m(\mathbf{x}))^2]$$

où F_K est l'ensemble des fonctions $m(\mathbf{x}): \mathbb{R}^K \to \mathbb{R}$ telles que $V[m(\mathbf{x})] < +\infty$.

Interprétation. L'espérance de y conditionnelle en \mathbf{x} est une fonction de \mathbf{x} , $\mu(\mathbf{x})$ ici, qui prédit y au mieux au sens de l'*erreur* quadratique moyenne, i.e. au sens des Moindres Carrés.

Rmq. La condition $V[y] < +\infty$ assure l'existence de $\mu(\mathbf{x})$, ce qui a été supposé jusqu'à présent dans les définition des espérances, variances, ...

Propriété 5. Espérance conditionnelle et résidu

Soit (y, \mathbf{x}) un vecteur de variables aléatoires réelles, on a :

$$E[y/\mathbf{x}] = \mu(\mathbf{x}) \iff y = \mu(\mathbf{x}) + \varepsilon \text{ avec } E[\varepsilon/\mathbf{x}] = 0$$

puisque
$$\varepsilon \equiv y - \mu(\mathbf{x}) = y - E[y/\mathbf{x}].$$

Interprétation et utilisation.

- Toute variable aléatoire peut être décomposée en la somme de son espérance (conditionnelle ou non) et d'un terme d'erreur d'espérance (conditionnelle ou non) nulle.
- Cette décomposition permet parfois d'écrire des modèles. Par exemple :

$$y_i = \mathbf{a}_0' \mathbf{x}_i + u_i \text{ avec } E[u_i/\mathbf{x}_i] = 0 \iff E[y_i/\mathbf{x}_i] = \mathbf{a}_0' \mathbf{x}_i$$

Propriété 6. Caractérisation de $E[\varepsilon/\mathbf{x}] = 0$

Soit $(\varepsilon, \mathbf{x})$ un vecteur de variables aléatoires réelles, on a :

$$E[\varepsilon/\mathbf{x}] = 0$$

 $E[\mathbf{g}(\mathbf{x})\boldsymbol{\varepsilon}] = \mathbf{0}$ pour toute fonction $\mathbf{g}(.)$ telle que $E[\mathbf{g}(\mathbf{x})\boldsymbol{\varepsilon}]$ existe

Interprétation et utilisation.

- $E[\varepsilon/\mathbf{x}] = 0$ ssi ε n'est corrélée avec aucune fonction de \mathbf{x} .
- En corollaire on a :

$$E[\varepsilon/\mathbf{x}] = 0 \implies E[\mathbf{x}\varepsilon] = \mathbf{0}$$

mais la réciproque n'est pas nécessairement vraie.

Propriété 7. Loi des conditionnements successifs

Soit $(y, \mathbf{x}, \mathbf{q})$ un vecteur de variables aléatoires réelles tel que $\mathbf{x} = \mathbf{g}(\mathbf{q})$, on a alors :

$$E[y/\mathbf{x}] = E[E[y/\mathbf{q}]/\mathbf{x}] = E[E[y/\mathbf{x}]/\mathbf{q}].$$

Interprétation (Astuce : chercher à prédire y).

- x = g(q) implique que l'information contenue dans x l'est déjà dans q, i.e. l'information apportée par x pour prédire y est entièrement contenue dans q. La variable x n'est qu'une transformation de q et x = g(.) n'est pas nécessairement bijective.
- Cette propriété indique que « c'est l'ensemble d'information le plus petit » qui domine après une succession de conditionnements.
 Ici l'information apportée par q non contenue dans x est « perdue » pour prédire y.
- Deux exemples importants d'application de cette propriété :

Espérance et espérance conditionnelle.

On a:

$$E[y_i] = E[E[y_i/\mathbf{x}_i]]$$

car (avec
$$\mu_{y}(\mathbf{x}_{i}) \equiv E[y_{i}/\mathbf{x}_{i}]$$
)

$$E[y_{i}] = E_{y_{i}}[y_{i}] = E_{(y_{i},\mathbf{x}_{i})}[y_{i}] = E_{\mathbf{x}_{i}}[E_{y_{i}/\mathbf{x}_{i}}[y_{i}]] = E_{\mathbf{x}_{i}}[\mu_{y}(\mathbf{x}_{i})].$$

Variance et variance conditionnelle, cas d'un terme d'erreur.

Si $E[u_i] = 0$ on a:

$$V[u_i] = E[V[u_i/\mathbf{x}_i]]$$

car:

$$V[u_i] = E_{u_i}[u_i^2] = E_{(u_i,\mathbf{x}_i)}[u_i^2] = E_{\mathbf{x}_i}[E_{u_i/\mathbf{x}_i}[u_i^2]] = E_{\mathbf{x}_i}[V_{u_i/\mathbf{x}_i}[u_i]].$$

Rmq. Cette propriété est utile pour exploiter des conditions d'homoscédasticité de termes d'erreurs, ce qu'on fera souvent dans la suite.