Économétrie

Chapitre 2

Modèle de Régression Linéaire Simple

- La régression simple est le modèle le plus simple: une variable endogène est expliquée par une variable exogène
- Soit la fonction de production keynésienne:
 C=a₀+a₁Y
- C=consommation
- Y=revenu
- a1=propension marginale à consommer
- a0=consommation autonome ou incompressible

- La variable consommation est appelée variable à expliquer ou variable endogène
- La variable revenu est appelée variable explicative ou exogène
- a₀ et a₁ sont les paramètres du modèle ou encore les coefficients de régression

- Nous pouvons distinguer deux types des spécifications
- Les modèles en série temporelle, les variables représentent des phénomènes observés à intervalles de temps réguliers
- Par exemple la consommation et le revenu annuel de 1985 et 2005 pour un pays donné:

$$C_t = a_0 + a_1 Y_t$$
 $t=1985,...,2005$

• Les modèles en coupe instantanée, le variables représentent des phénomènes observé au même instant mais concernant divers individus, par exemple la consommation et le revenu observe sur un échantillon de 20 pays

$$C_i = a_0 + a_1 Y_i$$
 $i = 1,...,20$

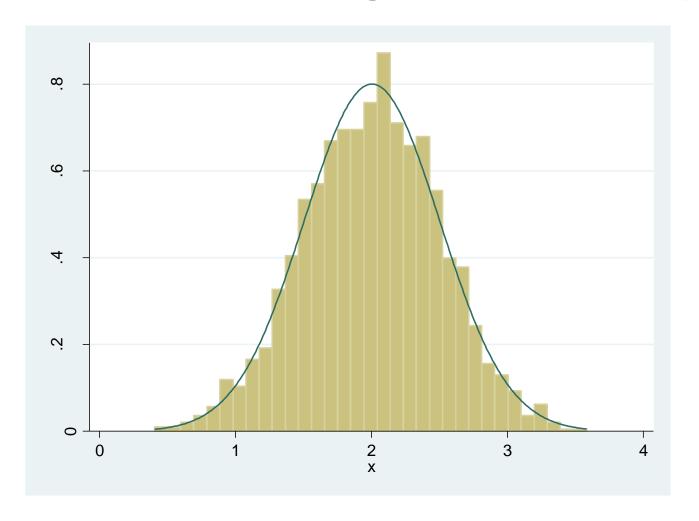
- C_i=consommation pour le pays i en 2005
- Y_i=revenu pour le pays i en 2005

- Le modèle qu'il vient d'être spécifié n'est qu'un caricature de la réalité.
- En effet, ne retenir que le revenu pour l'explication de la consommation est à l'évidence même insuffisant
- Il existe un multitude d'autre facteurs susceptible d'expliquer la consommation

- C'est pourquoi nous ajoutons un terme (ε_t) qui synthétise l'ensemble de ces informations non explicitées dans le modèle
- $C_t = a_0 + a_1 Y_t + \varepsilon_t$ série temporelle
- $C_i = a_0 + a_1 Y_i + \epsilon_i$ coupe instantanée
- Où ε représente l'erreur de spécification du modèle, c'est-à-dire l'ensemble des phénomènes explicatifs de la consommation non liés au revenu

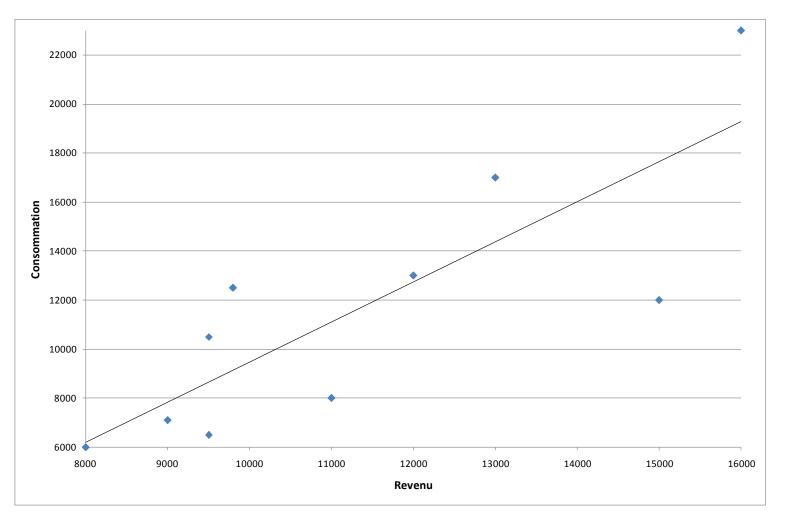
- En pratique, le terme ε mesure le différence entre les valeurs réellement observées de C_t et les valeurs qui auraient été observées si la relation spécifiée avait été rigoureusement exacte
- Le terme ε regroupe donc trois types d'erreurs:
 - Erreur de spécification, c.à.d. le fait que la variable explicative n'est pas suffisante
 - Erreur de mesure: le données ne représentent pas exactement le phénomène
 - Erreur de fluctuation d'échantillonnage

- Dans la réalité nous ne connaissons pas les valeurs vrais des coefficients
- On peut seulement observer le valeurs de C et de R
- Les estimateurs de coefficients sont notés respectivement: $\widehat{a_0}$ $\widehat{a_1}$
- ces sont des variables aléatoires, qui suivent les mêmes lois de probabilité, celle de ε, puisque ils sont fonction de ε



- Estimation des parametres
- $y_t = a_0 + a_1 x_t + \varepsilon_t$ pour t = 1,...,n
- Avec:
 - $-y_t$ = variable à expliquer au temps t
 - $-x_t$ = variable explicative au temps t
 - $-a_0 a_1 = paramètres du modèle$
 - $-\varepsilon_{\rm t}$ = erreur de spécification
 - n = nombre d'observations

- Hypothèses:
- H1: Le modèle est linéaire en x
- H2: Le valeurs de x sont observés sans erreur
- H3: E(ε)=0, l'espérance mathématique de l'erreur est nulle
- H4: E(ε²)=σ², la variance de l'erreur est constante (homoscédasticité)
- H5: E(ε_tε_{t+1}), les erreurs sont non corrélées (ou indépendants)
- H6: Cov(x t εt), l'erreur est indépendante de la variable explicative



- Les estimateurs des coefficients a₀ et a₁ est obtenu en minimisant la distance au carré entre chaque observation et la droit
- D'où le nom d'estimateur des moindres carrés ordinaires (MCO)
- La résolution analytique est la suivante:

$$Min\sum_{t=1}^{T} \varepsilon^2 = Min\sum_{t=1}^{T} (y_t - \hat{a}_0 - \hat{a}_1 x_t)^2 = Min S$$

• En opérant par dérivation par rapport à a0 et a1 afin de trouver le minimum de cette fonction, on obtient les résultats suivants:

$$\frac{\partial S}{\partial \hat{a}_0} = 0$$
$$\frac{\partial S}{\partial \hat{a}_1} = 0$$

$$\hat{a}_{1} = \frac{\sum_{t=1}^{T} (x_{t} - \overline{x})(y_{t} - \overline{y})}{\sum_{t=1}^{T} (x_{t} - \overline{x})^{2}} = \frac{\sum_{t=1}^{T} x_{t} y_{t} - T \overline{x} \overline{y}}{\sum_{t=1}^{T} x_{t}^{2} - T \overline{x}^{2}}$$

Pr
$$\hat{a}_{\mathrm{pac}}$$
 Pr \hat{a}_{n}

- La spécification du modèle n'est pas neutre:
 - -y=f(x) n'est pas équivalente à x=f(y)
 - Le coefficient a₁ représente la pente de la droite ou encore la propension marginale. On verra que lorsque les variables sont transformés en logs le coefficient représentera l'élasticité.
- Il y a des cases spéciaux où le terme constante est nul: pour exemple le cas d'un fonction de production où le facteur fixe n'intervienne pas.

• Le modèle de régression linéaire simple peut s'écrire sous deux formes selon qu'il s'agit du modèle théorique spécifié par l'économiste ou du modèle estimé à partir d'un échantillon

$$y_t = a_0 + a_1 x_t + \varepsilon_t$$

$$y_t = \widehat{a_0} + \widehat{a_1}x_t + e_t = \widehat{y_t} + e_t$$

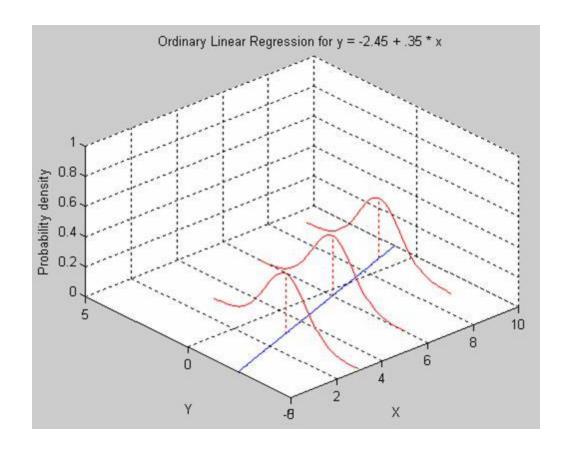
• Le résidu observé et est donc la différence entre les valeurs observées de la variable à expliquer et les valeurs ajustées à l'aide des estimations de coefficients du modèle:

$$\widehat{y_t} = \widehat{a_0} + \widehat{a_1} x_t$$

- Les estimateurs obtenus en utilisant le méthode de moindres carrés ordinaires ont deux proprieté importantes
- Ils sont sans biais: $E(\widehat{a_0}) = a_0$ $E(\widehat{a_1}) = a_1$
- Il sont convergents: $\lim_{n\to\infty} V(\widehat{a_1}) = 0$
- Ces types d'estimateurs sont dit 'BLUE': best linear unbiased estimators.

- L'hypothèse de normalité des erreurs n'est pas nécessaire pour obtenir des estimateurs convergentes
- Il est en revanche importante pour construire des test statistiques concernent la validité du modèle estimé

$$\varepsilon_t \to N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$



• On peut calculer les estimateurs de la variance de l'erreur et des estimateurs:

$$\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{t} e^2$$

$$\hat{\sigma}_{a_1}^2 = \frac{\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2}{\sum_t (x_t - \bar{x})^2}$$

$$\hat{\sigma}_{a_0}^2 = \hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 \left(\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_t (x_t - \bar{x})^2} \right)$$

• En conséquence de l'hypothèse de normalité des erreurs, on peut observer que:

$$\frac{\widehat{a_1} - a_1}{\sigma_{a_1}} \to N(0,1) \qquad \qquad \frac{\widehat{a_0} - a_0}{\sigma_{a_0}} \to N(0,1)$$

- En utilisant ces formules, on peut mettre en place des test statistiques pour:
- Comparer un coefficient de régression par rapport à une valeur fixée
- Comparer deux coefficients provenant de deux échantillons différents
- Déterminer un intervalle de confiance pour un coefficient

- L'analyse de la variance est importante pour évaluer dans quelle mesure le modèle estimé est capable de expliquer la réalité.
- La formule pour l'analyse de la variance est la suivante:

$$\sum_{t} (y_t - \bar{y})^2 = \sum_{t} (\hat{y}_t - \bar{\hat{y}})^2 + \sum_{t} e_t^2$$

• La variabilité totale est égale à la variabilité expliquée plus la variabilité des residus

- Cette équation va nous permettre de juger de la qualité de l'ajustement d'un modèle
- Plus la variance expliquée est proche de la variance totale, meilleur est l'ajustement de la nuage de points par la droite de moindres carrés

$$R^{2} = \frac{\sum_{t} (\hat{y}_{t} - \bar{y})^{2}}{\sum_{t} (y_{t} - \bar{y})^{2}} = 1 - \frac{\sum_{t} e_{t}^{2}}{\sum_{t} (y_{t} - \bar{y})^{2}}$$

• R² = Coefficient de détermination; R = corrélation multiple

Source de la	Somme	Degré de	Carré
variation	Des carrés	liberté	moyens
Х	$SCE = \sum_{t} (\widehat{y}_{t} - \overline{\widehat{y}})^{2}$	1	SCE/1
Résidu	$SCR = \sum_{t} e_{t}^{2}$	n-2	SCR/(n-2)
Total	$SCT = \sum_{t} (y_t - \overline{y})^2$	n-1	

$$F^* = \frac{SCE/1}{SCR/(n-2)} = \frac{R^2}{(1-R^2)/(n-2)}$$

