Le traitement de l'hétérogénéité dans l'évaluation des effets causaux en économétrie

Philip Merrigan ESG-UQAM

ACFAS 6 mai 2013

Type d’effets moyens de traitement

- Soit le modèle simple suivant
- $Yi = a + bi*Ti + ui$ (individus, firme etc.)
- a constante, ui inobservée, avec Ti une variable indicatrice de traitement De manière générale, l’effet de T , bi, sera hétérogène et variera selon l’individu
- Exemple pour T: formation professionnelle, éducation post-secondaire.

4 Types d'effet

- 2 bien connus dans tous les domaines
- $E(bi)$ = Effet moyen du traitement
- $E(bi|Ti=1)$ = Effet moyen du traitement sur les traités

Mieux connus en économétrie (variables instrumentales)

- $E(bi|\ T(Z^{**})=1, t(Z^{*}) = 0)$
- Effet moyen du traitement pour ceux qui ne seraient pas traités si $Z = Z^{*}$ et traités si $Z= Z^{**}$
- Z est une variable instrumentale qui sera utilisée pour identifier de tels effets moyens si $E(ui|\ Z^{**}) = E(ui|Z^{*})$ et si Z n’a d’impact sur Y qu’à travers T.
- Exemple, T = 1 si service militaire au Vietnam
- Z^{**}= admissible à la conscription, $Z=Z^{*}$, inadmissible, déterminée par une loterie.

Effets moyens par variable instrumentale

- Si i est admissible, *Ai*=1, *Ai*=0 si non.
- E(bi| T(Z**)=1, t(Z*) = 0) est estimée sans biais par
- $\frac{\bar{Y}_{Z**}-\bar{Y}_{Z*}}{\bar{P}(Ai=1|Z=Z**)-\bar{P}(Ai=1|Z=Z*)}$.

- $\bar{P}$ Proportion estimée.
- Cet effet est nommé LATE (Local Average Treatment effect) Effet de T sur les “compliers” ou observants.
- Pas toujours intéressant

Effet marginal moyen du traitement

- Il nous faut établir une règle d'allocation au traitement,
- Soit une variable latente T*,
- T*i = b0 + b1*Z1 + … + bk*Zk - ei
- Et Ti = 1 si T*i >0
- E(bi|ei = b0 + b1*Z1 + … + bk*Zk),
- Effet marginal moyen du traitement (MTE)
- Effet pour i indifférent entre être traité ou non.

Identification des effets

- Assignation de Ti par hazard, tous ces effets sont égaux (En fait LATE et MTE font peu de sens dans ce cas)
- Assignation de Ti non-aléatoire, conditions requises pour estimer E(bi), rarement réalisée en pratique.
- Si on suppose que
- $E(u|T,X) = E(u|X)$, alors on peut estimer $E(bi|T=1)$ par des méthodes de matching, pour X ayant simultanément des impacts sur T et Y.

Identification

- Si on E(u|T,X) est différent de E(u|X), il faut trouver une variable Z non-corrélée avec u ayant un impact sur T qu'à travers T.
- Si Z est continue et qu'on suppose une distribution normale multivariée pour e et u, et de modèles linéaires pour Y et T*, il est assez aisé d'estimer tous les effets.
- **James Heckman, Justin L. Tobias, Vytlacil, Simple Estimators for Treatment Parameters in a Latent-Variable Framework Review of Economics and Statistics.**

Identification

- Si on ne fait pas l’hypothèse de normalité des facteurs inobservés beaucoup plus complexe
- Carneiro, Heckman, Vytlacil Estimating Marginal Returns to Education, *American Economic Review* 2011) (effet de l’éducation post-secondaire sur les salaires)
- On montre que chaque Effet moyen peut être estimé à partir d’une estimation de l’effet marginal moyen qui peut se faire de manière semi-paramétrique à partir d’une estimation non-paramétrique de la Probabilité que T=1 pour des valeurs différentes de Z (supposant Z continue).

- Il est donc possible d’estimer ces effets sans l’hypothèse de normalité.
- Très intéressant:
- On montre comment on peut estimer l’effet moyen de l’éducation post-secondaire sur les salaires pour ceux qui choisiraient l’éducation post-secondaire suite à une diminution des frais de scolarité.

Modèles longitudinaux

- Yit = a + bi*Tit + uit
- uit = **fi** + eit i=1, …, n, t= 1, …, M
- Importance de faire de l'inférence statistique robuste à l'auto-corrélation et l'hétéroscédasticité du eit.
- Très important, Si n est petit, STATA, pour l'estimation du modèle en within, ajuste l'inférence selon
- JAMES H. STOCK MARK W. WATSON
- HETEROSKEDASTICITY-ROBUST STANDARD ERRORS FOR FIXED EFFECTS PANEL DATA REGRESSION, Econometrica, Vol. 76, No. 1 (January, 2008), 155–174

Effet fixes dans les modèles non-linéaires longitudinaux (cas binaire)

$$P(y_{it} = 1 | \mathbf{x}_{i1}, \ldots, \mathbf{x}_{iT}, c_i) = \Phi(\mathbf{x}_{it}\beta + c_i)$$

- Que faire avec le ci ? Si on juge que le ci n'est pas correlé avec les x, les problèmes numériques sont résolus pour une grande classe de modèles (glamm STATA) pour une distribution paramétrique ou non-paramétrique du ci.

Effets fixes Probit Logit

- Si X corrélé avec ci, on peut estimer les Betas, considérant le ci comme effet fixe avec un logit conditionnelle.
- Cependant, sans connaitre la distribution de ci, les analyses d’effets marginaux ne sont pas réalisables.

Solution (wooldridge 2010)

$$D(c_i|\mathbf{x}_{i1},\ldots,\mathbf{x}_{iT}) = D(c_i|\bar{\mathbf{x}}_i) = Normal(\psi + \bar{\mathbf{x}}_i\xi, \sigma_a^2)$$

where $\bar{\mathbf{x}}_i = T^{-1}\sum_{r=1}^{T}\mathbf{x}_{ir}$.

Solution

- Expression plus flexible pour ci donne la probabilité suivante, pour gi, des valeurs moyennes dans les tendances de gi. Par exemple, pour chaque i, on régresse x sur t, et on utilise le paramètre de pente comme régresseur.

Solution (paramètres estimés par xtgee STATA par exemple)

$$\hat{r}(\mathbf{x}_{it}, \mathbf{w}_i) = \Phi\left[\hat{\psi}_t + \mathbf{x}_{it}\hat{\beta} + \bar{\mathbf{x}}_i\hat{\xi} + (\mathbf{x}_{it} \otimes \bar{\mathbf{x}}_i)\hat{\eta} + \mathbf{g}_i\hat{\gamma} + (\mathbf{x}_{it} \otimes \mathbf{g}_i)\hat{\delta}\right]$$