A.2. Moments conditionnels, choix des moments et instruments efficaces

1. Motivation

2. La propriété des instruments estimés

3. Instruments efficaces, cas scalaire (une équation)

4. Instruments efficaces, cas multi-varié (système d'équations)

5. Instruments efficaces et MMG

1. Motivation

- La ***Méthode des Moments Généralisée*** (MMG) a été conçue par Hansen (1982) pour ***exploiter toute condition de moment identifiant*** un vecteur de paramètres $\mathbf{a}_0$, *e.g.* :

$$E\left[\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0$$

pour construire un ***estimateur de*** $\mathbf{a}_0$,

  - à partir échantillon de variables aléatoires iid $\left\{\mathbf{w}_i; i=1,2,...,N\right\}$,
  - que cette condition de moment ***juste- ou sur-identifie*** $\mathbf{a}_0$.

- ***Problème*** : beaucoup de modèles économétriques donnent des conditions de moments conditionnels de la forme :

$$\boxed{E\left[\mathbf{u}(\mathbf{y}_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0} \text{ avec } \mathbf{w}_i \equiv (\mathbf{y}_i,\mathbf{x}_i,\mathbf{z}_i).}$$

- Dans la suite on notera :

$$u_i(\mathbf{a}) \equiv u(y_i, \mathbf{x}_i; \mathbf{a}) \quad \text{et} \quad \mathbf{u}_i(\mathbf{a}) \equiv \mathbf{u}(\mathbf{y}_i, \mathbf{x}_i; \mathbf{a})$$

(cas scalaire) (cas multivarié)

pour alléger les notations, comme on utilisait $\mathbf{g}_i(\mathbf{a}) \equiv \mathbf{g}(\mathbf{w}_i; \mathbf{a})$.

- On prend ici les notations $u_i(\mathbf{a})$ et $\mathbf{u}_i(\mathbf{a}) \equiv \mathbf{u}(\mathbf{y}_i, \mathbf{x}_i; \mathbf{a})$ car, dans la plupart des cas rencontrés en pratique, ces fonctions définissent des résidus :

$$y_i = f(\mathbf{x}_i; \mathbf{a}_0) + u_i \quad \Rightarrow \quad u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - f(\mathbf{x}_i; \mathbf{a}) \;\text{ et }\; u_i(\mathbf{a}_0) = u_i$$

(Cas d'***une équation***)

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{f}(\mathbf{x}_i; \mathbf{a}_0) + \mathbf{u}_i \quad \Rightarrow \quad \mathbf{u}_i(\mathbf{a}) \equiv \mathbf{y}_i - \mathbf{f}(\mathbf{x}_i; \mathbf{a}) \;\text{ et }\; \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0) = \mathbf{u}_i$$

(Cas d'un ***système d'équations***)

Rappels. ***Résidus et termes d'erreur***

- Si on considère un modèle dont la forme fonctionnelle est définie par l'équation :

$$y_i = f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) + u_i$$

alors :

$u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a})$ est le ***résidu*** de l'équation donnant y_i ***calculé en* a**, *i.e.* une construction mathématique dérivée du modèle de y_i.

$u_i = u_i(\mathbf{a}_0)$ est le ***terme d'erreur*** du modèle, *i.e.* une variable aléatoire qui fait partie du modèle.

- On a l'***égalité*** :

$$u_i = u_i(\mathbf{a}_0)$$

par le modèle de y_i qui donne $u_i = y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)$ et par la définition de la fonction $u_i(.)$ qui donne $u_i(.) \equiv y_i - f(\mathbf{x}_i;.)$.

Problème : ***Passer de moments conditionnels à des moments* « *standards* »**

Construire une condition de moment de la forme :

$$E\left[\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0$$

à partir d'un condition de moment de la forme :

$$E\left[u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0},$$

puis utiliser la MMG pour construire un estimateur de $\mathbf{a}_0$.

Problème : Comment choisir $\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{a})$?

- On analysera d'abord en détail le cas scalaire, *i.e*. le cas correspondant à une équation
    - Puis on donnera les résultats correspondant au cas multivarié, i.e. pour des systèmes d'équations, et ses spécificités

- On part de la caractérisation de $E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right] = \mathbf{0}$:

Propriété. ***Caractérisation de*** $E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right] = \mathbf{0}$

$$E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right] = 0$$
$$\Updownarrow$$
$$E\left[\rho(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right] = 0$$

pour toute fonction $\rho(.)$ telle que $E\left[\rho(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right] = 0$ existe

(conditions de régularité).

- Le terme $E\left[\rho(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right]$ est ***un moment non conditionnel***.
- L'équation $E\left[\rho(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right] = 0$ est une condition de moment, une ***condition d'orthogonalité***, potentiellement identifiante pour $\mathbf{a}_0$.

- Dans l'équation $E\left[\rho(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right]=0$ le terme $\rho(\mathbf{z}_i)$ peut jouer le rôle d'***instrument***, *i.e.* une variable aléatoire utilisée pour construire une condition d'orthogonalité potentiellement identifiante pour $\mathbf{a}_0$.

- La ***condition d'ordre*** du problème d'identification de $\mathbf{a}_0$ implique qu'il faut au moins autant d'instruments que de paramètres à estimer.

Problème : *Choisir un vecteur d'instruments* (*cas scalaire*)

Choisir un vecteur d'instruments $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ tel que :

$$E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0$$

ou

$$E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0$$

avec $\mathbf{g}_i(\mathbf{a}) \equiv \mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})=\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{a})=\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a})$

à partir d'une condition de moment de la forme $E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0$

- Définir un ***instrument*** (ou un ***vecteur d'instruments***) $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ tel que :

$$E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0$$

suppose que plusieurs conditions soient réunies. Ces conditions concernent plusieurs éléments du modèle résumé par :

$$E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0,$$

e.g. le modèle défini par :

$$y_i = f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)+u_i \text{ avec } E\left[u_i/\mathbf{z}_i\right]=0.$$

1. La forme de $f(.;\mathbf{a})$
2. Les variations et les relations entre les éléments de $\mathbf{x}_i$
3. Le contenu informatif des VI $\mathbf{z}_i$ par rapport aux explicatives $\mathbf{x}_i$.
4. … et la forme de la fonction $\mathbf{r}(.)$

- Il n'existe pas de fonction $\mathbf{r}(.)$ pour identifier $\mathbf{a}_0$ si les conditions 1-3 ne sont pas réunies.

- De fait, on a déjà choisi des instruments pour construire des modèles de la forme :

$$y_i = f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) + u_i \quad \text{avec} \quad E[u_i/\mathbf{z}_i] = E[u_i] \equiv 0.$$

Exemple. ***Modèle linéaire à VI***

Un modèle linéaire à VI est de la forme :

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

On a alors :

$$u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - \mathbf{a}'\mathbf{x}_i \text{ et } u_i = u_i(\mathbf{a}_0)$$

avec :

$$E[u_i/\mathbf{z}_i] = E[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i] = 0 = E[u_i] \quad \text{avec} \quad u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - \mathbf{a}'\mathbf{x}_i.$$

- ***Dans le cadre de la MMG*** on a utilisé :

$$\mathbf{r}(\mathbf{z}_i) = \mathbf{z}_i \text{ et donc } \mathbf{g}_i(\mathbf{a}) = \mathbf{z}_i(y_i - \mathbf{a}'\mathbf{x}_i)$$

- ***Dans le cadre de la MM*** on a utilisé :

$$\mathbf{r}(\mathbf{z}_i) = EL\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right] \text{ et donc } \mathbf{g}_i(\mathbf{a}) = EL\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right](y_i - \mathbf{a}'\mathbf{x}_i)$$

- Dans les deux cas, il est nécessaire et suffisant que $rangE\left[\mathbf{x}_i\mathbf{z}_i'\right] = K$ pour avoir :

$$E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a})\right] = E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0,$$

ce qui suppose que $rangE\left[\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'\right] = K$.

Terminologie non établie

Ici on distingue les ***variables instrumentales***, $\mathbf{z}_i$, des ***instruments***, $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$.
Wooldridge (2010) désigne $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ sous le terme de VI généralisée.

- Les résultats qui suivent vont montrer qu'il existe un meilleur instrument que $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i) = EL\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right]$ à exploiter dans le cadre de la MM ou que $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i) = \mathbf{z}_i$ dans le cadre de la MMG

- On pourrait choisir un instrument, $\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)$, de très grande dimension et fonder un estimateur MMG de $\mathbf{a}_0$ sur la condition :

$$E\left[\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0.$$

    - Il suffit de choisir, de manière plus ou moins *ad hoc*, des fonctions de $\mathbf{z}_i$ pour définir $\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)$ mais … on ne fait pas ça car :
        - Si la dimension de $\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)$ accroit l'efficacité de l'estimateur MMG de $\mathbf{a}_0$ … ce n'est que d'un ***point de vue asymptotique***.
        - Tout estimateur MMG de $\mathbf{a}_0$ est ***biaisé à distance finie*** … et ce biais croit avec la dimension de $\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)$.

Question : quel est le meilleur choix pour $\mathbf{r}(.)$?
Il doit permettre de construire les estimateurs de $\mathbf{a}_0$ ***les plus précis***.

Chamberlain (1987) a apporté une réponse définitive à cette question en définissant la notion d'
« ***Instruments optimaux*** » ou « ***Instruments efficaces*** »

- On donne ici un rôle pivotal aux « **Instruments efficaces** » ou « **Instruments optimaux** » de Chamberlain (1987), plus que dans les manuels habituels :

  (*i*) Très utilisé en recherche appliquée, pour ***guider les choix d'instruments*** dans les modèles à variables explicatives endogènes.

  (*ii*) Introduction directe du ***gain d'efficacité lié à la prise en compte de l'hétéroscédasticité et des corrélations des termes d'erreur dans les systèmes d'équations***, dans un cadre général.

  - *Limite* : mêmes VI pour toutes les équations du système

2. La propriété des instruments estimés

- L'estimation des paramètres $\mathbf{a}_0$ d'un modèle de la forme :

$$y_i = f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) + u_i \text{ avec } E\left[u_i / \mathbf{z}_i\right] = 0.$$

par la MMG passe par le choix d'instruments $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$, *i.e.* un vecteur de fonctions des VI $\mathbf{z}_i$ qui permettent de construire des conditions d'orthogonalité qu'on espère être estimantes :

$$E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0$$

avec :

$$u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}) \text{ et } u_i = u_i(\mathbf{a}_0).$$

- ***Problème pratique***. Les instruments les plus efficaces pour l'estimation de $\mathbf{a}_0$ sont souvent des fonctions de paramètres inconnues, *i.e.* de la forme :

$$\mathbf{r}_0(\mathbf{z}_i) \equiv \mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b}_0) \text{ avec } \mathbf{b}_0 \text{ inconnu.}$$

- En particulier, l'instrument optimal au sens de Chamberlain pour le modèle précédent est souvent une fonction non triviale de $\mathbf{a}_0$.

- Mais une propriété sur les estimateurs utilisant des ***instruments estimés*** s'avère très utile.

- On part ici du problème d'estimation de $\mathbf{a}_0$ à partir de :

$$E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right] = \mathbf{0}$$

  On sait qu'il existe un vecteur de paramètres (dits auxiliaires) $\mathbf{b}_0$ et une fonction $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b}_0)$ telle que :

$$E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b}_0)u_i(\mathbf{a})\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0,$$

  i.e. $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b}_0)$ est un instrument permettant d'identifier $\mathbf{a}_0$ ($\mathbf{b}_0$ peut contenir tout ou partie de $\mathbf{a}_0$.

- On ne connaît pas $\mathbf{b}_0$ mais on dispose d'un estimateur asymptotiquement normal (donc convergent) de $\mathbf{b}_0$, $\tilde{\mathbf{b}}_N$.

Propriété. ***Instruments estimés***

Soit $\{\mathbf{w}_i; i=1,2,...,N\}$ un échantillon de variables aléatoires iid telles que :

$$E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b}_0)u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0,$$

On suppose en outre que $\tilde{\mathbf{b}}_N$ est un estimateur as. normal de $\mathbf{b}_0$ et on note $\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{a};\mathbf{b}) \equiv \mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b})u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a})$ et :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\mathbf{b}) \equiv \arg\min_{\mathbf{a}} \overline{\mathbf{g}}_N(\mathbf{a};\mathbf{b})'\tilde{\mathbf{M}}_N^{-1}\overline{\mathbf{g}}_N(\mathbf{a};\mathbf{b}) \text{ où } p\lim_{N\to+\infty}\tilde{\mathbf{M}}_N = \mathbf{M}_0$$

avec $\mathbf{M}_0$ définie positive. Les conditions de régularité usuelles sont supposées satisfaites.

Les estimateurs $\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\mathbf{b}_0)$ et $\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\tilde{\mathbf{b}}_N)$ ont des propriétés asymptotiques identiques.

Dit autrement, on peut « remplacer » $\mathbf{b}_0$ par $\tilde{\mathbf{b}}_N$ dans l'instrument $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b}_0)$ sans que cela n'affecte les propriétés ***asymptotiques*** de l'estimateur utilisé.

Interprétation

Qu'on utilise directement l'instrument $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b}_0)$ ou son estimateur $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\tilde{\mathbf{b}}_N)$, on obtient des estimateurs de la MM(G) de $\mathbf{a}_0$ qui ont les mêmes propriétés asymptotiques.

En particulier, ces estimateurs ont la même distribution asymptotique, *i.e.* ils sont as. équivalents.

Concrètement, on peut négliger le fait que $\mathbf{b}_0$ soit remplacé par un estimateur, pourvu que cet estimateur soit as. normal.

- Cette propriété sera démontrée plus tard, lors de la présentation de l'estimation par étapes.

- La ***propriété des instruments estimés*** est ***une des exceptions à une règle*** qui veut que la distribution as. d’un estimateur (dit de second étape) construit à partir d’un autre estimateur (dit de première étape) dépend :
    - De la distribution as. de l’estimateur de première étape
    - De la manière dont le paramètre estimé en première affecte le problème définissant le calcul de l’estimateur de seconde étape

- De manière générale, si un estimateur de seconde étape est construit à partir d’un estimateur convergent et as. normal de première étape alors :
    - L’estimateur de seconde étape est toujours convergent.
    - La distribution asymptotique de l’estimateur de seconde étape est affectée par le processus d’estimation par étapes …
    - … sauf dans des cas particuliers, dont celui des instruments estimés.

Propriété. ***Estimation par étapes, introduction***

Soit $\left\{\mathbf{w}_i ; i=1,2,\ldots,N\right\}$ un échantillon de variables aléatoires iid telles que :

$$E\left[\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{b}_0;\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0,$$

On suppose en outre que $\tilde{\mathbf{b}}_N$ est un estimateur as. normal de $\mathbf{b}_0$ et on note :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\mathbf{b}) \equiv \arg\min_{\mathbf{a}} \overline{\mathbf{g}}_N(\mathbf{a};\mathbf{b})'\tilde{\mathbf{M}}_N^{-1}\overline{\mathbf{g}}_N(\mathbf{a};\mathbf{b}) \text{ où } p\lim_{N\to+\infty} \tilde{\mathbf{M}}_N = \mathbf{M}_0$$

avec $\mathbf{M}_0$ définie positive. Les conditions de régularité usuelles sont supposées satisfaites. Bien entendu, $\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\mathbf{b}_0)$ a les propriétés habituelles d'un estimateur de la MMG de $\mathbf{a}_0$.

(i) ***Convergence et normalité as***. $\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\tilde{\mathbf{b}}_N)$ est un estimateur asymptotiquement normal, et donc convergent, de $\mathbf{a}_0$.

(ii) ***Distributions as. différentes***. $\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\tilde{\mathbf{b}}_N)$ n'a, en général, pas la même distribution asymptotique que $\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\mathbf{b}_0)$.

(iii) ***Distributions as. identiques***. Les estimateurs $\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\tilde{\mathbf{b}}_N)$ et $\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG}(\tilde{\mathbf{M}}_N;\mathbf{b}_0)$ ont la même distribution asymptotique si et seulement si :

$$E\left[\frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{b}_0;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{b}'}\right]=\mathbf{0}.$$

(iv) ***Instruments estimés***. Dans le cas où $E\left[\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{b}_0;\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}$ décrit une condition d'orthogonalité où :

$$\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{a};\mathbf{b})\equiv \mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b})u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}) \text{ et } E\left[u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0$$

on a alors :

$$E\left[\frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{b}_0;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{b}'}\right]=\mathbf{0}.$$

- Pour le point (*iv*) :
  - On sait que $E\left[\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{b}_0;\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}$ décrit une condition d'orthogonalité où :

$$\mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{a};\mathbf{b}) \equiv \mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b})u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a})$$

    avec :

$$E\left[u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0$$

  - On a alors :

$$E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b})u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}$$

    et finalement :

$$E\left[\frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{w}_i;\mathbf{b}_0;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{b}'}\right]=E\left[\frac{\partial \mathbf{r}(\mathbf{z}_i;\mathbf{b}_0)}{\partial \mathbf{b}'}u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}$$

    par l'exogénéité des $\mathbf{z}_i$ par rapport à $u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)$.

3. Instruments efficaces, cas scalaire

3.1. Motivations : rappels

Problème général

Comment exploiter une condition de moment conditionnel :

$$E\left[u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0},$$

pour construire un estimateur de $\mathbf{a}_0$?

Cadre d'analyse

On utilise le cadre de la MMG et on utilise des instruments $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ tels que:

$$E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a})\right]=E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0$$

Recherche de l'efficacité d'estimation

On cherche à déterminer l'instrument $\mathbf{r}^{+}(\mathbf{z}_i)$ tel que l'estimateur MMG de $\mathbf{a}_0$ fondé sur la condition de moment :

$$E\left[\mathbf{g}_i^{+}(\mathbf{a})\right] = E\left[\mathbf{r}^{+}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0$$

est ***efficace dans la classe des estimateurs MMG fondés sur une condition d'orthogonalité construite avec*** $u_i(\mathbf{a})$.

- Estimateurs MMG optimaux, en principe …
  - … on ne se servira que d'estimateurs **MM** car juste-identification.
- L'efficacité est définie par rapport une classe d'estimateurs MM(G) …
  - … mais le résultat de Chamberlain est bien plus général.
- L'« instrument efficace » … n'est pas unique.
- L'efficacité sera toujours relative aux VI, $\mathbf{z}_i$, utilisées comme ensemble d'information du modèle considéré.

3.2. Les instruments efficaces pour $E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0}$

Propriété. ***Instruments efficaces, cas scalaire***

Soit $\{\mathbf{w}_i; i=1,2,...,N\}$ un échantillon de variables aléatoires iid telles que :

(i) $E\left[u(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0$ et $E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2/\mathbf{z}_i\right]>0$,

(ii) $E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\Big/\mathbf{z}_i\right]$ est de rang $K\equiv \dim \mathbf{a}$,

alors l'estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur la condition de moment :

$$E\left[E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\Big/\mathbf{z}_i\right]E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2/\mathbf{z}_i\right]^{-1}u_i(\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}_{K\times 1}$$

est as. efficace dans la classe des estimateurs as. normaux de $\mathbf{a}_0$ sous les conditions de régularité usuelles.

Remarques générales

- Le terme :

$$\boxed{\mathbf{r}^{+}(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right] E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2 \big/ \mathbf{z}_i\right]^{-1}}$$

  est désigné sous le terme d'***instrument efficace*** (ou ***optimal***).

- $\mathbf{r}^{+}(\mathbf{z}_i)$ est exogène car c'est une fonction des variables exogènes $\mathbf{z}_i$

- La condition $E\left[\mathbf{r}^{+}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$ juste-identifie $\mathbf{a}_0$, pas besoin de la MMG.

- Cette propriété est très « puissante » car l'estimateur MM de $\mathbf{a}_0$ défini par :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM} \text{ solution en } \mathbf{a} \text{ de } N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{r}^{+}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}) = \mathbf{0}_{K\times 1}$$

  est l'estimateur as. normal le plus efficace de $\mathbf{a}_0$.

Définition. ***Borne d'efficacité semi-paramétrique***

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MM} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0}; \boldsymbol{\Sigma}_0^*\right)$$

où :

$$\boldsymbol{\Sigma}_0^* \equiv E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2 / \mathbf{z}_i\right]^{-1} \frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right]^{-1}.$$

$\boldsymbol{\Sigma}_0^*$ est la ***borne minimax*** ou ***borne d'efficacité semi-paramétrique*** (des estimateurs as. normaux de $\mathbf{a}_0$).

Propriété. ***Transformation affine non singulière des instruments efficaces***

Si $\mathbf{B}$ est une matrice carrée de dimension K et de rang K, alors $\mathbf{Br}^+(\mathbf{z}_i)$ est également un instrument efficace.

- La démonstration de ces propriétés est ardue et peu instructive. Ceci dit, la forme de $\mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i)$ est relativement intuitive.

- Dans la suite on notera :

$$\boldsymbol{\gamma}_i(\mathbf{a}) \equiv \frac{\partial u_i(\mathbf{a})}{\partial \mathbf{a}},$$

$$\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right] = E\left[\boldsymbol{\gamma}_i(\mathbf{a}_0) / \mathbf{z}_i\right]$$

et :

$$\omega_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2 / \mathbf{z}_i\right]$$

et finalement :

$$\mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i) = \boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}.$$

Interprétation, $\omega_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2 / \mathbf{z}_i\right]$

$$\boxed{\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}) = \underbrace{\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}}_{\mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i)} u_i(\mathbf{a})}$$

- $\omega_0(\mathbf{z}_i)$ est la variance conditionnelle en $\mathbf{z}_i$ de $u_i = u_i(\mathbf{a}_0)$
  - Si $y_i = f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) + u_i$ avec $E[u_i/\mathbf{z}_i] = E[u_i] \equiv 0$ alors $u_i(\mathbf{a}_0) = u_i$.
  - $\omega_0(\mathbf{z}_i)$ tient compte de l'éventuelle ***hétéroscédasticité conditionnelle*** de $u_i(\mathbf{a}_0) = u_i$.
    - Correction pour l'hétéroscédasticité des ***MCG*** ou des ***MCQG***.

Intuition. Multiplier $u_i(\mathbf{a})$ par $\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}$ revient à « sur-pondérer » les observations les moins bruitées, *i.e.* les plus « fiables ».

Rmq. Dans le critère de la MMG, ***la matrice*** $\tilde{\mathbf{W}}_N^{-1}$ ***pondère des conditions de moment***, les $\overline{\mathbf{g}}_N(\mathbf{a}) \equiv N^{-1}\sum_{i=1}^N \mathbf{g}_i(\mathbf{a})$

Ici on pondère des observations : les $\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}$ pondèrent les $u_i(\mathbf{a})$ dans :

$$\overline{\mathbf{g}}_N(\mathbf{a}) \equiv N^{-1}\sum_{i=1}^N \boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}u_i(\mathbf{a}).$$

Les $\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}$ pondèrent les $\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a})$ dans :

$$\overline{\mathbf{g}}_N(\mathbf{a}) \equiv N^{-1}\sum_{i=1}^N \boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}h_i(\mathbf{a}).$$

Interprétation de $\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\dfrac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i \right]$

$$\boxed{\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}) = \underbrace{\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}}_{\mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i)} u_i(\mathbf{a})}$$

- Le terme $\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}$ joue essentiellement un rôle de ***pondération***, *i.e.* de prise en compte de l'***hétéroscédasticité de*** $u_i(\mathbf{a}_0)$.

Le terme $\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)$ porte la « ***structure*** » de $\mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i) = \boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\omega_0(\mathbf{z}_i)^{-1}$, ***il est essentiel pour l'identification de*** $\mathbf{a}_0$.

- $\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)$ est un bon instrument car c'est la ***fonction de*** $\mathbf{z}_i$ ***qui a la plus*** « ***forte*** » ***corrélation avec*** $u_i(\mathbf{a})$ pour $\mathbf{a}$ autour de $\mathbf{a}_0$
- On peut donner l'intuition de l'« optimalité » de $\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)$ en tant qu'instrument en linéarisant le problème d'estimation.

- On doit choisir un instrument $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ pour $u_i(\mathbf{a}_0)$ de telle sorte à ce que l'estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur :

$$E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} = Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);u_i(\mathbf{a}_0)\right]$$

(*i*) identifie $\mathbf{a}_0$

et :

(*ii*) soit le plus efficace possible.

- Pour l'identification il faut que $Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);u_i(\mathbf{a})\right] \neq \mathbf{0}$ si $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$, donc il faut que $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ soit ***corrélé au mieux*** à $u_i(\mathbf{a})$ lorsque $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$, et ce même lorsque $\mathbf{a}$ est très proche de $\mathbf{a}_0$.
  - ***Intuition*** : $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ doit permettre de « bien » détecter si $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$.
  - ***Intuition*** : plus $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ est corrélé à $u_i(\mathbf{a})$ pour $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$, plus $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ est efficace en tant qu'instrument d'identification.

- On veut $\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)$ tel que :

$$Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);u_i(\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0$$

lorsque $\mathbf{a}$ est au voisinage de $\mathbf{a}_0$.

- Développement limité au premier ordre en $\mathbf{a}$ de $u_i(\mathbf{a})$ autour de $\mathbf{a}_0$:

$$u_i(\mathbf{a}) \simeq u_i(\mathbf{a}_0)+\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}(\mathbf{a}-\mathbf{a}_0)$$

or $E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0$ implique que $Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);u_i(\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}$ et donc que :

$$\boxed{Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);u_i(\mathbf{a})\right] \simeq Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0)}$$

- On a :

$$\boxed{\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)=E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\Big/\mathbf{z}_i\right] \quad \Rightarrow \quad Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\right]=Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right].}$$

- Avec :

$$\boxed{Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);u_i(\mathbf{a})\right] \simeq Cov\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i);\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0)}$$

on voit que :

$$\boxed{\text{un des « meilleurs » candidats pour } \mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i) \text{ est } \boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i) = E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right].}$$

- On veut $Cov\left[\mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i);\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0) \neq \mathbf{0}$ lorsque $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$. Or on a :

$$\boxed{Cov\left[\mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i);\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right] = V\left[\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right] \text{ avec } \mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i) = \boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)}$$

et si $V\left[\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right]$ est inversible alors :

$$\boxed{Cov\left[\mathbf{r}^+(\mathbf{z}_i);\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0) = V\left[\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0) = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0.}$$

$\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i) = E\left[\dfrac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right]$ est un bon instrument car c'est la fonction de $\mathbf{z}_i$ qui a la plus « forte » corrélation avec $u_i(\mathbf{a})$ pour $\mathbf{a}$ autour de $\mathbf{a}_0$.

- La condition d'inversibilité de $E\left[\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)'\right]$ (condition (*ii*) de la propriété) est équivalente à celle de $V\left[\boldsymbol{\gamma}_0(\mathbf{z}_i)\right]$. C'est une condition de rang locale, *i.e.* une ***condition locale d'identification***.
    - C'est la condition locale de rang, ***condition locale d'identification***, sur le terme $\mathbf{G}_0$ dans la MM(G).
    - Elle est analogue à la condition de rang, $rang E\left[\mathbf{z}_i \mathbf{x}_i'\right] = K$, nécessaire à l'identification de $\mathbf{a}_0$ par l'estimateur des 2MC dans le modèle linéaire à VI.
    - Pour un modèle linéaire à VI cette condition est équivalente à $rang E\left[E\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right] E\left[\mathbf{x}_i' / \mathbf{z}_i\right]\right] = K$.

3.3. Quelques exemples

- ***Objectifs*** : Montrer comment utiliser le résultat de Chamberlain, en particulier :
  - Illustrer le rôle simplificateur des hypothèses
    - d’exogénéité
    - d’homoscédasticité (cas une seule équation)
    - de linéarité
  - Comment gérer les termes d’erreur héteroscédastiques lorsque l’***hétéroscédasticité*** est ***de forme inconnue***
  - Montrer que l’instrument optimal dépend en général de paramètres inconnus, ce qui montre l’utilité de la ***propriété des instruments estimés***

Remarques générales

- La MMG a permis de « systématiser » la construction d’estimateurs robustes à l’hétéroscédasticité.
    - Elle a donné un cadre général à des résultats déjà établis, notamment par White.

- Sinon, le résultat de Chamberlain permet de ré-interpréter beaucoup de résultats concernant les estimateurs des MC, les MCG, les MCQG et des 2MC.

Exemple 1. ***Modèle de régression linéaire***

- Un modèle de régression linéaire est de la forme :

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

- On a alors :

$$E\left[y_i - \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i / \mathbf{x}_i\right] = 0$$

avec :

$$u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - \mathbf{a}'\mathbf{x}_i,\ \mathbf{z}_i = \mathbf{x}_i \text{ et } u_i = y_i - \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i = u_i(\mathbf{a}_0).$$

- On a :

$$E\left[u_i(\mathbf{a}_0) / \mathbf{x}_i\right] = E\left[u_i / \mathbf{x}_i\right] = 0$$

- La forme de l'instrument optimal est donnée par :

$$\boxed{\mathbf{r}_i^+ \equiv E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{x}_i\right] E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2 / \mathbf{x}_i\right]^{-1} = -\,\mathbf{x}_i E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right]^{-1}}$$

- Il y a plusieurs cas à considérer selon que :
  - $E\left[u_i^2/\mathbf{x}_i\right]=\omega_0$: *homoscédasticité* des $u_i=y_i-\mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i=u_i(\mathbf{a}_0)$
  - $E\left[u_i^2/\mathbf{x}_i\right]=\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)$ avec $\omega(.)$ et $\mathbf{b}_0$ connus : *hétéroscédasticité conditionnelle de forme connue (éventuellement à un terme positif multiplicatif près)*
  - $E\left[u_i^2/\mathbf{x}_i\right]=\omega(\mathbf{x}_i)$ et $\omega(.)$ inconnue : *hétéroscédasticité conditionnelle de forme inconnue*
- Le dernier cas utilise la propriété des instruments estimés :
  - $E\left[u_i^2/\mathbf{x}_i\right]=\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)$, $\omega(.)$ connue, $\mathbf{b}_0$ inconnu mais $\tilde{\mathbf{b}}_N$ est un estimateur as. normal de $\mathbf{b}_0$: *hétéroscédasticité conditionnelle de forme connue estimée*.

1a. ***MRL et homoscédasticité***

- On a :

$$y_i = \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i + u_i \quad \text{avec } E\left[u_i/\mathbf{x}_i\right] = E\left[u_i\right] \equiv 0 \text{ et } E\left[u_i^2/\mathbf{x}_i\right] = \omega_0$$

et :

$$\mathbf{r}_i^+ = -\mathbf{x}_i\omega_0^{-1}$$

- L'estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur :

$$E\left[\mathbf{r}_i^+ u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{x}_i(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$$

est l'estimateur des MCO de $\mathbf{a}_0$, $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO}$.

- ***Chamberlain***. Dans le modèle précédent, $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO}$ est as. efficace dans la classe des estimateurs as. normaux de $\mathbf{a}_0$.

- ***MMG***. On a :

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0};\boldsymbol{\Sigma}_0\right) \text{ avec } \boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv \left(\mathbf{G}_0'\mathbf{W}_0^{-1}\mathbf{G}_0\right)^{-1}$$

avec :

$$\mathbf{W}_0 \equiv E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'\right] = E\left[\mathbf{x}_i u_i^2 \mathbf{x}_i'\right] = \omega_0 E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'\right] \text{ (\textbf{\textit{homoscédasticité}})}$$

$$\mathbf{G}_0 \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}}\right] = -E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'\right]$$

et donc :

$$\boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv \left(\mathbf{G}_0'\mathbf{W}_0^{-1}\mathbf{G}_0\right)^{-1} = \omega_0 E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'\right]^{-1} \text{ avec } \omega_0 = E\left[(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)^2\right].$$

- ***MM***. (Juste-identification). On a :

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0};\boldsymbol{\Sigma}_0\right) \text{ avec } \boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv (\mathbf{G}_0)^{-1}\mathbf{W}_0(\mathbf{G}_0')^{-1}$$

avec :

$$\boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv \left(\mathbf{G}_0'\mathbf{W}_0^{-1}\mathbf{G}_0\right)^{-1} = \omega_0 E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'\right]^{-1}.$$

1b. ***MRL et hétéroscédasticité de forme connue***

- On a :

$$y_i = \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i + u_i \quad \text{avec} \quad E\left[u_i/\mathbf{x}_i\right] = E\left[u_i\right] \equiv 0 \ \text{ et } \ E\left[u_i^2/\mathbf{x}_i\right] = \omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)$$

et :

$$\mathbf{r}_i^+ = -\,\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}$$

- L'estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur :

$$E\left[\mathbf{r}_i^+u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$$

est l'estimateur des MCG de $\mathbf{a}_0$:

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MCG} = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}y_i\,.$$

- ***Chamberlain***. Dans le modèle précédent, $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCG}$ est as. efficace dans la classe des estimateurs as. normaux de $\mathbf{a}_0$.

- ***MMG***. On a :

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MCG} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0};\boldsymbol{\Sigma}_0\right) \text{ avec } \boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv \left(\mathbf{G}_0'\mathbf{W}_0^{-1}\mathbf{G}_0\right)^{-1}$$

avec :

$$\mathbf{W}_0 \equiv E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'\right] = E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}u_i^2\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right] = E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right]$$

$$\mathbf{G}_0 \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}}\right] = -E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right]$$

et donc :

$$\boldsymbol{\Sigma}_0 = E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right]^{-1}.$$

- ***MM*** (Juste-identification). On a :

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MCG} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0};\boldsymbol{\Sigma}_0\right) \text{ avec } \boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv (\mathbf{G}_0)^{-1}\mathbf{W}_0(\mathbf{G}_0')^{-1}$$

avec :

$$\boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv \left(\mathbf{G}_0'\mathbf{W}_0^{-1}\mathbf{G}_0\right)^{-1} = E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right]^{-1}.$$

1c. *MRL et hétéroscédasticité de forme inconnue*

- On a :

$$y_i = \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i + u_i \quad \text{avec} \quad E\left[u_i / \mathbf{x}_i\right] = E\left[u_i\right] \equiv 0 \text{ et } E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right] = \omega(\mathbf{x}_i) \neq \omega_0$$

- ***Problème*** : On ne connaît pas la forme de $\omega(.)$, on ne peut donc utiliser $\mathbf{r}_i^+$, ou un estimateur de $\mathbf{r}_i^+$

- ***Solution*** : On choisit l'instrument $\mathbf{r}_i$ le plus proche de $\mathbf{r}_i^+$ qu'on puisse utiliser, $\mathbf{r}_i = \mathbf{x}_i$ ici. On utilise alors l'estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur :

$$E\left[-\mathbf{x}_i u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{x}_i(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0},$$

i.e. l'estimateur $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO}$.

Mais ***on garde à l'esprit que*** : $E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right] = \omega(\mathbf{x}_i) \neq \omega_0$

- ***Chamberlain***. Dans le modèle précédent, $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO}$ n'est pas as. efficace dans la classe des estimateurs as. normaux de $\mathbf{a}_0$.

- Il est cependant ***robuste à l'hétéroscédasticité*** (***conditionnelle***) ***des*** u_i

- ***MMG*** et **MM**. On a :

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0}; \boldsymbol{\Sigma}_0\right)$$

avec :

$$\boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv \left(\mathbf{G}_0'\mathbf{W}_0^{-1}\mathbf{G}_0\right)^{-1} = (\mathbf{G}_0)^{-1}\mathbf{W}_0(\mathbf{G}_0')$$

avec :

$$\mathbf{W}_0 \equiv E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'\right] = E\left[\mathbf{x}_i(y_i - \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i)^2\mathbf{x}_i'\right]$$

$$\mathbf{G}_0 \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}}\right] = -E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'\right]$$

- On a donc :

$$\mathbf{\Sigma}_0 = E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'\right]^{-1} E\left[\mathbf{x}_i(y_i - \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i)^2\mathbf{x}_i'\right] E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'\right]^{-1},$$

i.e. on retrouve donc la matrice de variance covariance as. de $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO}$ dite de White ou robuste à l'hétéroscédasticité.

- On parle alors d'***inférence robuste par rapport à l'hétéroscédasticité***.

1d. *MRL et hétéroscédasticité de forme connue estimée*

- On a :

$$y_i = \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i + u_i \quad \text{avec} \quad E[u_i/\mathbf{x}_i] = E[u_i] \equiv 0 \ \text{ et } \ E\left[u_i^2/\mathbf{x}_i\right] = \omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)$$

et :

$$\mathbf{r}_i^+ = -\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1} \text{ et } \tilde{\mathbf{b}}_N \text{ est un estimateur as. normal de } \mathbf{b}_0$$

- L’estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur :

$$E\left[\mathbf{r}_i^+ u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$$

utilisant $\tilde{\mathbf{b}}_N$ en lieu et place de $\mathbf{b}_0$ est l’estimateur des MCQG de $\mathbf{a}_0$:

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MCQG} = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\tilde{\mathbf{b}}_N)^{-1}\mathbf{x}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\tilde{\mathbf{b}}_N)^{-1} y_i \,.$$

- ***Instruments estimés.*** $\tilde{\mathbf{b}}_N$ étant un estimateur as. normal de $\mathbf{b}_0$ on sait que :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MCQG} = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\tilde{\mathbf{b}}_N)^{-1}\mathbf{x}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\tilde{\mathbf{b}}_N)^{-1}y_i$$

  a les mêmes propriétés as. que :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MCG} = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}y_i .$$

- Cette propriété des estimateurs MCG et MCQG est en fait une application de la ***propriété des instruments estimés***.

- ***Propriétés as. de*** $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCG}$. Les propiétés de $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCQG}$ sont celles de $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCG}$:

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MCQG} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0}; E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right]^{-1}\right)$$

  et :

$$N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\tilde{\mathbf{b}}_N)^{-1}\mathbf{x}_i' \xrightarrow[N\to+\infty]{p} E\left[\mathbf{x}_i\omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)^{-1}\mathbf{x}_i'\right].$$

Exemple 2. *Modèle de régression non linéaire*

- Un modèle de régression non linéaire est de la forme :

$$y_i = f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) + u_i \quad \text{avec} \quad E\left[u_i / \mathbf{x}_i\right] = E\left[u_i\right] \equiv 0.$$

- On a alors :

$$E\left[y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) / \mathbf{x}_i\right] = 0$$

avec :

$$u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}),\ \mathbf{z}_i = \mathbf{x}_i \text{ et } u_i = y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) = u_i(\mathbf{a}_0)$$

- On a :

$$E\left[u_i(\mathbf{a}_0) / \mathbf{x}_i\right] = E\left[u_i / \mathbf{x}_i\right] = 0$$

- La forme de l'instrument optimal est donnée par :

$$\mathbf{r}_i^+ \equiv E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{x}_i\right] E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2 / \mathbf{x}_i\right]^{-1} = -\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right]^{-1}$$

- Il y a plusieurs cas selon que :

    - $E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right] = \omega_0$: *homoscédasticité* des $u_i = y_i - \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i = h_i(\mathbf{a}_0)$

    - $E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right] = \omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)$ avec $\omega(.)$ et $\mathbf{b}_0$ connus : *hétéroscédasticité conditionnelle de forme connue (éventuellement à un terme positif multiplicatif près)*

    - $E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right] = \omega(\mathbf{x}_i;\mathbf{b}_0)$, $\omega(.)$ connue, $\mathbf{b}_0$ inconnu mais $\tilde{\mathbf{b}}_N$ est un estimateur as. normal de $\mathbf{b}_0$: *hétéroscédasticité conditionnelle de forme connue estimée*

    - $E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right] = \omega(\mathbf{x}_i)$ et $\omega(.)$ inconnue : *hétéroscédasticité conditionnelle de forme connue*

- On ne s'intéresse ici qu'au « ***cas homoscédastique*** »

Modèle de régression non linéaire avec homoscédasticité

- On a :

$$y_i = f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) + u_i \quad \text{avec} \quad E\left[u_i / \mathbf{x}_i\right] = E\left[u_i\right] \equiv 0 \text{ et } E\left[u_i^2 / \mathbf{x}_i\right] = \omega_0$$

et :

$$\mathbf{r}_i^+ = -\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \omega_0^{-1}$$

- L'estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur :

$$E\left[\mathbf{r}_i^+ u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\left(y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)\right)\right] = \mathbf{0}$$

$$\Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$$

est l'estimateur des MCO non linéaire de $\mathbf{a}_0$, $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO}$.

- Dans le cadre de la MM(G), l'estimateur de $\mathbf{a}_0$ fondé sur :

$$E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\right] = E\left[\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\left(y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)\right)\right] = \mathbf{0}_{K\times 1}$$

est caractérisé par :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM} \text{ solution en } \mathbf{a} \text{ de : } N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a})}{\partial \mathbf{a}}\left(y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a})\right) = \mathbf{0}_{K\times 1}$$

- C'est bien l'estimateur des MCO non linéaires :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO} \equiv \arg\min_{\mathbf{a}} \sum_{i=1}^{N}\left(y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a})\right)^2$$

car les CO1 de ce programme de minimisation sont données par :

$$-2\times\sum_{i=1}^{N}\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO})}{\partial \mathbf{a}}\left(y_i - f(\mathbf{x}_i;\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO})\right) = \mathbf{0}_{K\times 1}.$$

- ***Chamberlain***. Dans le modèle précédent, $\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO}$ est as. efficace dans la classe des estimateurs as. normaux de $\mathbf{a}_0$.

- ***MM***. On a :

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0};\boldsymbol{\Sigma}_0\right) \text{ avec } \boldsymbol{\Sigma}_0 \equiv (\mathbf{G}_0)^{-1}\mathbf{W}_0(\mathbf{G}_0')^{-1}$$

avec :

$$\mathbf{W}_0 \equiv E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'\right] = \omega_0 E\left[\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right]$$

$$\mathbf{G}_0 \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}}\right] = -E\left[\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right]$$

et donc :

$$\boldsymbol{\Sigma}_0 = \omega_0 E\left[\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}}\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right]^{-1} \text{ avec } \omega_0 = E\left[\left(y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)\right)^2\right].$$

- On peut décliner tous les cas d'hétéroscédasticité de la même manière que dans le cas linéaire.
    - Estimateur des MC non-linéaires Généralisé
    - Estimateur des MC non-linéaires Quasi-Généralisé
    - Estimateur des MCO non-linéaires avec matrice de variance-covariance as. robuste à l'hétéroscédasticité

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MCO} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0};\mathbf{\Sigma}_0\right) \text{ avec } \mathbf{\Sigma}_0 \equiv (\mathbf{G}_0)^{-1}\mathbf{W}_0(\mathbf{G}_0')^{-1}$$

avec :

$$\mathbf{W}_0 \equiv E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'\right] = E\left[\left(y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)\right)^2 \frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right]$$

et :

$$\mathbf{G}_0 \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}}\right] = -E\left[\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right].$$

Exemple 3. *Modèle linéaire à VI*

- Un modèle linéaire à VI est de la forme :

$$y_i = \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i + u_i \quad \text{avec} \quad E\left[u_i / \mathbf{z}_i\right] = E\left[u_i\right] \equiv 0.$$

- On a alors :

$$E\left[y_i - \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right] = 0$$

avec :

$$u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - \mathbf{a}'\mathbf{x}_i \text{ et } u_i = y_i - \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i = u_i(\mathbf{a}_0)$$

- On a :

$$E\left[u_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right] = E\left[u_i / \mathbf{z}_i\right] = 0$$

- La forme de l'instrument optimal est donnée par :

$$\mathbf{r}_i^+ \equiv E\left[\frac{\partial u_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right] E\left[u_i(\mathbf{a}_0)^2 / \mathbf{z}_i\right]^{-1} = -E\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right] E\left[u_i^2 / \mathbf{z}_i\right]^{-1}$$

- Avec :

$$\mathbf{r}_i^+ = -E\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i\right]E\left[u_i^2/\mathbf{z}_i\right]^{-1}$$

on a deux problèmes pratiques :

  - l'hétéroscédasticité potentielle des u_i, ce qui ce traite comme ci-dessus selon les cas rencontrés
  - la forme de $E\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i\right]$ qui est inconnue

- Ici, présentation en deux étapes :
  - ***D'abord*** le problème de $E\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i\right]$, en prenant le cas $E\left[u_i^2/\mathbf{z}_i\right]=\omega_0$
  - ***Ensuite*** le problème de $E\left[u_i^2/\mathbf{z}_i\right]\neq\omega_0$

- Assez grand ***décalage entre la*** « ***pratique*** » et la « ***théorie*** », en tous cas pour ce qui concerne la recherche de l'efficacité d'estimation.

3a. *Modèle linéaire à VI avec homoscédasticité*

- Les ***instruments optimaux*** d'un modèle linéaire à VI de la forme :

$$y_i = \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i + u_i \quad \text{avec} \quad E[u_i / \mathbf{z}_i] = E[u_i] \equiv 0 \ \text{et} \ E\left[u_i^2 / \mathbf{z}_i\right] = \omega_0$$

  sont définis par :

$$\mathbf{r}_i^+ = -E[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i]\,\omega_0^{-1}.$$

- Ils donnent des ***conditions de moment*** (juste-)***identifiantes*** de la forme :

$$E\Big[E[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i](y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\Big] = \mathbf{0}_{K\times1} \quad \Leftrightarrow \quad E\Big[\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}_0)\Big] = \mathbf{0}_{K\times1}.$$

- ***Problème*** : l'espérance conditionnelle $E[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i]$ est inconnue *a priori*.

- ***Deux approches potentielles : l'une très utilisée, l'autre quasiment pas***

$$E\Big[E[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i](y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\Big] = \mathbf{0}_{K\times 1}$$

- **Première approche** :

  - On calcule des estimateurs non paramétriques des $E[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i]$, les $\tilde{\mathbf{x}}_N(\mathbf{z}_i)$, et on résout :
  $$N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\tilde{\mathbf{x}}_N(\mathbf{z}_i)\,(y_i - \mathbf{x}_i'\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}) = \mathbf{0}_{K\times 1},$$
  ce qui donne :
  $$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM} = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\tilde{\mathbf{x}}_N(\mathbf{z}_i)\,\tilde{\mathbf{x}}_N(\mathbf{z}_i)'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\tilde{\mathbf{x}}_N(\mathbf{z}_i)\,y_i$$

  - ***Chamberlain + instruments estimés*** : l'estimateur obtenu est as. efficace

  - ***Estimation non-paramétrique*** : difficile à mettre en œuvre

$$E\left[E[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i](y_i-\mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}_{K\times 1}$$

- **Seconde approche** :

  - On n'utilise pas $E[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i]$, mais :

  $$EL[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i]=E[\mathbf{x}_i\mathbf{z}_i']E[\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i']^{-1}\mathbf{z}_i,$$

  i.e. pas l'espérance conditionnelle de $\mathbf{x}_i$ en $\mathbf{z}_i$ mais la ***projection linéaire*** de $\mathbf{x}_i$ sur $\mathbf{z}_i$.

  - **Idées sous-jacentes**
    - $E[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i]$ est le meilleur prédicteur (EQM) de $\mathbf{x}_i$ par $\mathbf{z}_i$, $EL[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i]$ est le meilleur prédicteur (EQM) linéaire de $\mathbf{x}_i$ par $\mathbf{z}_i$ et c'est pas mal quand-même.
    - Utiliser $EL[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i]$ nous ramène sur des « terrains connus ».

- Deux interprétations « techniques » l'estimateur MM de $\mathbf{a}_0$ exploitant la condition de moment :

$$E\Big[\, EL\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right](y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\Big] = \mathbf{0}_{K\times 1}$$

  - ***Estimateur de la MM avec instrument estimé*** :

$$N^{-1}\sum_{i=1}^{N} \underbrace{\left[N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_i\mathbf{z}_i' \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_i\mathbf{z}_i' \right)^{-1} \mathbf{z}_i \right]}_{\text{Estimateur convergent de } EL\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i\right]} (y_i - \mathbf{x}_i'\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}) = \mathbf{0}_{K\times 1}$$

  - ***Estimateur de la MMG*** :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MMG} \equiv \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a})\mathbf{z}_i' \right)\left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i' \right)^{-1}\left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{z}_i(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}) \right)$$

- On obtient :

$$\boxed{\hat{\mathbf{a}}_N^{MM} = \hat{\mathbf{a}}_N^{MMG} = \hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}}$$

- ***Conclusions : estimateur $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}$ dans un modèle linéaire à VI***

  - ***Chamberlain*** : L'estimateur $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}$ est as. efficace **si** les termes d'erreur du modèle sont homoscédastiques et **si** on a :

$$EL\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right] = E\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right]$$

  - L'estimateur de la MMG fondé sur la condition d'orthogonalité :

$$E\left[\mathbf{z}_i (y_i - \mathbf{x}_i' \mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}_{L\times 1}$$

    calcule « ***automatiquement*** » un estimateur de $EL\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right]$ et fournit le même estimateur que celui de la MM fondé sur :

$$E\left[EL\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right] (y_i - \mathbf{x}_i' \mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}_{K\times 1}.$$

  - Il se peut que $EL\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{t}(\mathbf{z}_i)\right] \simeq E\left[\mathbf{x}_i / \mathbf{z}_i\right]$ pour un ***choix judicieux*** de la fonction $\mathbf{t}(.)$, *e.g*. termes carrés, croisés, … des VI.
    On a ici un gain d'efficacité « pas cher ».

3b. *Modèle linéaire à VI avec hétérocédasticité de forme inconnue*

- Les ***instruments optimaux*** d'un modèle linéaire à VI de la forme :

$$y_i = \mathbf{a}_0'\mathbf{x}_i + u_i \quad \text{avec} \quad E\left[u_i/\mathbf{z}_i\right] = E\left[u_i\right] \equiv 0 \ \text{et} \ E\left[u_i^2/\mathbf{z}_i\right] = \omega(\mathbf{z}_i)$$

sont définis par :

$$\mathbf{r}_i^* = -E\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i\right]\omega(\mathbf{z}_i)^{-1}.$$

  - ***Problème*** lorsque $\omega(.)$ est de forme inconnue

  - ***En pratique***: on remplace l'espérance conditionnelle par $E\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i\right]$ par des projections linéaires :

$$EL\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i\right] \text{ ou } EL\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{t}(\mathbf{z}_i)\right],$$

    ce qui permet d'utiliser les 2MC (voir ci-avant) .

$$\mathbf{r}_i^* = -E\left[\mathbf{x}_i/\mathbf{z}_i\right]\omega(\mathbf{z}_i)^{-1} \text{ avec } \omega(.) \text{ de forme inconnue}$$

- ***Solution*** : On se place dans le cadre de la MMG et on travaille directement avec la condition de moment (généralement sur-identifiante) :

$$E\left[\mathbf{z}_i(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}_{L\times 1} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}_{L\times 1}$$

en tenant compte de ce que :

$$\mathbf{W}_0 \equiv E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{g}_i(\mathbf{a}_0)'\right] = E\left[(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)^2\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right] = E\left[u_i^2\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]$$

avec :

$$\mathbf{W}_0 \neq \omega_0 E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right] \text{ où } \omega_0 \equiv E\left[u_i^2\right] = E\left[(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)^2\right].$$

Deux options : $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MCH}$ ou $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}$

- $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MCH}$, ***estimateur des 2MC robuste à l'hétéroscédasticité***, si beaucoup de données et de bons instruments.

  - $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MCH}$ est l'estimateur MMG optimal fondé sur la condition de moment $E\left[\mathbf{z}_i(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}_{L\times 1}$ sachant que $\mathbf{W}_0 = E\left[(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)^2\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]$.

  - Il se calcul en trois étapes et sa matrice de variance covariance as. est de la forme :

$$\mathbf{\Sigma}_0 = \left(E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{z}_i'\right]E\left[(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)^2\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]^{-1}E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{x}_i'\right]\right)^{-1}.$$

- $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}$, ***estimateur des 2MC*** « ***usuel*** » avec calcul de sa variance as. en tenant compte de l'hétéroscédasticité des u_i.

  - $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}$ se calcule directement en une étape.

  - $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}$ n'est pas un estimateur MMG optimal. Il utilise $\mathbf{M}_0 = E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]^{-1}$ pour matrice de pondération limite alors que $\mathbf{W}_0 = E\left[(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)^2\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]$.

  - Sa matrice de variance as. est de forme « compliquée » :

$$\mathbf{\Sigma}(\mathbf{M}_0) = \begin{bmatrix} \left(E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{z}_i'\right]E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]^{-1}E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{x}_i'\right]\right)^{-1} \\ \times E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{z}_i'\right]E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]^{-1}E\left[(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)^2\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]^{-1}E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{x}_i'\right]\times \\ \left(E\left[\mathbf{x}_i\mathbf{z}_i'\right]E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{z}_i'\right]^{-1}E\left[\mathbf{z}_i\mathbf{x}_i'\right]\right)^{-1} \end{bmatrix}.$$

Rappels sur les estimateurs des 2MC

- Les estimateurs des 2MC sont convergents … mais ***biaisés*** à distance finie

  ⇨ Utiliser avec de grands échantillons … et veiller aux points aberrants

- Le biais de $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}$ croît avec le ***degré de sur-identification*** du modèle par les instruments utilisés

  ⇨ Se concentrer sur des VI informatives, *y.c.* les transformations $\mathbf{t}(\mathbf{z}_i)$.

- Le ***biais de*** $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MCH}$ est très important à distance finie, créant de l'instabilité dans les estimations obtenues

  ⇨ Utiliser avec de très grands échantillons … et veiller aux points aberrants

- Une VI peu informative et « un peu endogène » peut créer une divergence des estimateurs 2MC (problème dit « des ***instruments faibles*** »)

  ⇨ Se concentrer sur des VI informatives, *y.c.* les transformations $\mathbf{t}(\mathbf{z}_i)$.

4. Instruments efficaces, cas multivarié

4.1. Motivations : rappels

Problème général

Comment exploiter une condition de moment conditionnel :

$$E\left[\mathbf{u}(\mathbf{y}_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0},$$

pour construire un estimateur de $\mathbf{a}_0$?

- ***Cas classique***, un système d'équations à termes d'erreur additifs :

$$\mathbf{y}_i=\mathbf{f}(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)+\mathbf{u}_i \quad \Rightarrow \quad \mathbf{u}_i(\mathbf{a})\equiv\mathbf{u}_i(\mathbf{y}_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a})\equiv\mathbf{y}_i-\mathbf{f}(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}) \text{ et } \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)=\mathbf{u}_i$$

avec

$$E\left[\mathbf{u}_i/\mathbf{z}_i\right] \quad \Rightarrow \quad E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0}.$$

Cadre d'analyse

On utilise le cadre de la MMG et on utilise des instruments $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ tels que:

$$E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a})\right] = E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a})\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0$$

- On utilise ici une matrice d'instruments. Si $\mathbf{u}_i(\mathbf{a})$ est de dimension $M \times 1$ alors $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ est de dimension $G \times M$, $\mathbf{g}_i(\mathbf{a})$ étant de dimension $G \times 1$.
    - Bien entendu, la condition d'ordre d'indentification de $\mathbf{a}_0$ implique qu'on doit avoir $G \geq K \equiv \dim \mathbf{a}_0$.

- On utilisera ici les notations :

$$\mathbf{g}_i(\mathbf{a}) \equiv \begin{bmatrix} g_{1,i}(\mathbf{a}) \\ \vdots \\ g_{G,i}(\mathbf{a}) \end{bmatrix}, \ \mathbf{u}_i(\mathbf{a}) \equiv \begin{bmatrix} u_{1,i}(\mathbf{a}) \\ \vdots \\ u_{M,i}(\mathbf{a}) \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{R}(\mathbf{z}_i) \equiv \begin{bmatrix} r_{11}(\mathbf{z}_i) & \cdots & r_{1M}(\mathbf{z}_i) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{G1}(\mathbf{z}_i) & \cdots & r_{GM}(\mathbf{z}_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1(\mathbf{z}_i)' \\ \vdots \\ \mathbf{r}_G(\mathbf{z}_i)' \end{bmatrix}$$

.

- L'hypothèse $E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0}$ implique que :

$$E\left[r_{gm}(\mathbf{z}_i)\times u_{m,i}(\mathbf{a}_0)\right]=0 \text{ pour tout } m=1,\dots,M \text{ et tout } g=1,\dots,G.$$

- La condition de moment utilisant la matrice d'instruments $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ combine linéairement les conditions d'orthogonalité précédentes :

$$E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a})\right]=E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a})\right]=\begin{bmatrix}\sum_{m=1}^{M}E\left[r_{1m,i}(\mathbf{a})\times u_{m,i}(\mathbf{a})\right]\\ \vdots \\ \sum_{m=1}^{M}E\left[r_{Gm,i}(\mathbf{a})\times u_{m,i}(\mathbf{a})\right]\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}E\left[\mathbf{r}_1(\mathbf{z}_i)'\mathbf{u}_i(\mathbf{a})\right]\\ \vdots \\ E\left[\mathbf{r}_G(\mathbf{z}_i)'\mathbf{u}_i(\mathbf{a})\right]\end{bmatrix}$$

avec :

$$E\left[g_{\ell,i}(\mathbf{a})\right]=E\left[\mathbf{r}_\ell(\mathbf{z}_i)'\mathbf{u}_i(\mathbf{a})\right]=\sum_{m=1}^{M}E\left[r_{\ell m,i}(\mathbf{a})\times u_{m,i}(\mathbf{a})\right] \text{ pour } g=1,\dots,G.$$

- ***Cas particulier fréquent***. Si $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ est bloc-diagonale, *i.e.* de la forme :

$$\mathbf{R}(\mathbf{z}_i) \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1(\mathbf{z}_i) & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{r}_2(\mathbf{z}_i) & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{r}_M(\mathbf{z}_i) \end{bmatrix}$$

alors on a :

$$E\left[\mathbf{g}_i(\mathbf{a})\right] = E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a})\right] = \begin{bmatrix} E\left[\mathbf{r}_1(\mathbf{z}_i)u_{1,i}(\mathbf{a})\right] \\ \vdots \\ E\left[\mathbf{r}_M(\mathbf{z}_i)u_{M,i}(\mathbf{a})\right] \end{bmatrix},$$

i.e. chaque terme résiduel $u_{m,i}(\mathbf{a})$ a « son » vecteur d'instruments $\mathbf{r}_m(\mathbf{z}_i)$.

L'instrument optimal n'a en général pas cette forme.

Recherche de l'efficacité d'estimation

On cherche à déterminer l'instrument $\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i)$ tel que l'estimateur MMG de $\mathbf{a}_0$ fondé sur la condition de moment :

$$E\left[\mathbf{g}_i^{+}(\mathbf{a})\right] = E\left[\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a})\right] = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0$$

est ***efficace dans la classe des estimateurs MMG fondés sur une condition d'orthogonalité construite avec*** $\mathbf{u}_i(\mathbf{a})$.

- Estimateurs MMG optimaux, en principe …
  - … on ne se servira que d'estimateurs **MM** car juste-identification.
- L'efficacité est définie par rapport une classe d'estimateurs MM(G) …
  - … mais le résultat de Chamberlain est bien plus général.
- L'« instrument efficace » … n'est pas unique.

L'efficacité sera toujours relative aux VI, $\mathbf{z}_i$, utilisées comme ensemble d'information du modèle considéré.

Remarque importante

La condition de moment conditionnel considérée ici est assez particulière. En effet :

$$E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad E\left[u_{m,i}(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0 \text{ pour } m=1,\ldots,M\,.$$

Ici $\mathbf{z}_i$ sert de VI pour tout élément $u_{m,i}(\mathbf{a}_0)$ de $\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)$. Ce cas est fréquent.

Mais on rencontre des conditions de moment conditionnel plus générales que celle considérée ici (*e.g.*, cas des modèles avec données de panel), *i.e.* :

$$\begin{bmatrix} E\left[u_{1,i}(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_{1,i}\right] \\ \vdots \\ E\left[u_{M,i}(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_{M,i}\right] \end{bmatrix}=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \left(E\left[u_{m,i}(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_{m,i}\right];\ m=1,\ldots,M\right)=\mathbf{0}.$$

Chaque terme d'erreur $u_{m,i}(\mathbf{a}_0)$ a « son » vecteur de VI $\mathbf{z}_{m,i}$.
La forme des instruments efficaces n'est pas connue pour ces modèles.

4.2. Les instruments efficaces pour $E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=\mathbf{0}$

Propriété. ***Instruments efficaces, cas multivarié***

Soit $\{\mathbf{w}_i; i=1,2,...,N\}$ un échantillon de variables aléatoires iid telles que :

(i) $E\left[\mathbf{u}(y_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0_{M\times 1}$

(iii) $E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'/\mathbf{z}_i\right]$ est inversible

(iii) $E\left[\dfrac{\partial\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial\mathbf{a}}\dfrac{\partial\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)}{\partial\mathbf{a}'}\Big/\mathbf{z}_i\right]$ est de rang $K\equiv\dim\mathbf{a}$,

alors l'estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur la condition de moment :

$$E\left[E\left[\frac{\partial\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial\mathbf{a}}\Big/\mathbf{z}_i\right]E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'/\mathbf{z}_i\right]^{-1}\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}_{K\times 1}$$

existe avec une probabilité approchant 1 et est as. efficace dans la classe des estimateurs as. normaux de $\mathbf{a}_0$ sous les conditions de régularité usuelles.

Remarques générales

- Le terme :

$$\boxed{\begin{aligned}\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i) &\equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right] E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)' / \mathbf{z}_i\right]^{-1} \\ &= E\left[\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right] V\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0) / \mathbf{z}_i\right]^{-1}\end{aligned}}$$

  est désigné sous le terme d'***instrument efficace*** (ou ***optimal***).

- $\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i)$ est exogène car c'est une fonction des variables exogènes $\mathbf{z}_i$
- La condition $E\left[\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$ juste-identifie $\mathbf{a}_0$, on utilise la MM.
- L'estimateur MM de $\mathbf{a}_0$ défini à avec la condition $E\left[\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$ ***est l'estimateur as. normal le plus efficace de*** $\mathbf{a}_0$.

Définition. ***Borne d'efficacité semi-paramétrique***

$$\sqrt{N}(\hat{\mathbf{a}}_N^{MM} - \mathbf{a}_0) \xrightarrow[N\to+\infty]{L} \mathcal{N}\left(\mathbf{0};\boldsymbol{\Sigma}_0^*\right)$$

où :

$$\boldsymbol{\Sigma}_0^* \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}} E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'/\mathbf{z}_i\right]^{-1}\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right]^{-1}.$$

$\boldsymbol{\Sigma}_0^*$ est la ***borne minimax*** ou ***borne d'efficacité semi-paramétrique*** (des estimateurs as. normaux de $\mathbf{a}_0$).

Propriété. ***Transformation affine non singulière des instruments efficaces***

Si $\mathbf{B}$ est une matrice carrée de dimension *K* et de rang *K*, alors $\mathbf{BR}^+(\mathbf{z}_i)$ est également un instrument efficace.

- La démonstration de ces propriétés est ardue et peu instructive. Ceci dit, la forme de $\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i)$ est relativement intuitive.

- Dans la suite on notera :

$$\boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i \right]$$

et :

$$\boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'/\mathbf{z}_i\right] = V\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]$$

et finalement :

$$\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i) = \boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)\boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i)^{-1}.$$

$$\boxed{\textbf{Interprétation, } \boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'/\mathbf{z}_i\right] = V\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]}$$

$$\boxed{\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}) = \underbrace{\boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)\boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i)^{-1}}_{\mathbf{R}^+(\mathbf{z}_i)}\mathbf{u}_i(\mathbf{a})}$$

- $\boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i)$ est la matrice de variance-covariance conditionnelle en $\mathbf{z}_i$ de $\mathbf{u}_i = \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)$
  - Si $\mathbf{y}_i = \mathbf{f}(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) + \mathbf{u}_i$ avec $E\left[\mathbf{u}_i/\mathbf{z}_i\right] = E\left[\mathbf{u}_i\right] \equiv \mathbf{0}$ alors $\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0) = \mathbf{u}_i$.
  - $\boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i)$ tient compte de l'éventuelle ***hétéroscédasticité conditionnelle*** et des ***relations entre les éléments*** de $\mathbf{u}_i = \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)$.
    - Correction pour l'***hétéroscédasticité***, *e.g.* des ***MCG*** ou des ***MCQG***.
    - Contrôle pour les ***relations entre les termes d'erreur***, *e.g.* des ***MCG*** ou des ***MCQG***.

$$\textbf{Interprétation de } \boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right]$$

$$\boxed{\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}) = \underbrace{\boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)\boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i)^{-1}}_{\mathbf{R}^+(\mathbf{z}_i)}\mathbf{u}_i(\mathbf{a})}$$

- Le terme $\boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i)^{-1}$ joue essentiellement un rôle de ***pondération***.

Le terme $\boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)$ porte la « ***structure*** » de $\mathbf{R}^+(\mathbf{z}_i) = \boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)\boldsymbol{\Omega}_0(\mathbf{z}_i)^{-1}$, ***il est <u>essentiel</u> pour l'identification de*** $\mathbf{a}_0$.

- $\boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)$ est un bon instrument car c'est la ***fonction de*** $\mathbf{z}_i$ ***qui a la plus*** « ***forte*** » ***corrélation avec*** $\mathbf{u}_i(\mathbf{a})$ pour $\mathbf{a}$ autour de $\mathbf{a}_0$

- On peut donner l'intuition de l'« optimalité » de $\boldsymbol{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)$ en tant qu'instrument en linéarisant la condition d'identification de $\mathbf{a}_0$.

- On doit choisir un instrument $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ pour $\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)$ de telle sorte à ce que l'estimateur de la MM de $\mathbf{a}_0$ fondé sur :

$$E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$$

(*i*) identifie $\mathbf{a}_0$

et :

(*ii*) soit le plus efficace possible.

- Pour l'identification il faut que $E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a})\right] \neq \mathbf{0}$ si $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$, donc il faut que $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ soit ***corrélé au mieux*** à $\mathbf{u}_i(\mathbf{a})$ lorsque $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$, et ce même lorsque $\mathbf{a}$ est très proche de $\mathbf{a}_0$.
    - ***Intuition*** : $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ doit permettre de « bien » détecter si $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$.
    - ***Intuition*** : plus $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ est corrélé à $\mathbf{u}_i(\mathbf{a})$ pour $\mathbf{a} \neq \mathbf{a}_0$, plus $\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)$ est efficace en tant qu'instrument d'identification.

- Développement limité au premier ordre en $\mathbf{a}$ de $\mathbf{u}_i(\mathbf{a})$ autour de $\mathbf{a}_0$:

$$\mathbf{u}_i(\mathbf{a}) \simeq \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0) + \frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}(\mathbf{a}-\mathbf{a}_0)$$

or $E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]=0$ implique que $E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}$ et donc que :

$$\boxed{E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\right] \simeq E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0)}$$

- On a :

$$\boxed{\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\left.\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}}\right/\mathbf{z}_i\right] \quad \Rightarrow \quad E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)}{\partial \mathbf{a}'}\right] = E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)'\right].}$$

- Avec :

$$\boxed{E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\right] \simeq E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)'\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0)}$$

on voit que :

$$\boxed{\text{un des « meilleurs » candidats pour } \mathbf{R}^+(\mathbf{z}_i) \text{ est } \mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\frac{\partial \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial \mathbf{a}} \Big/ \mathbf{z}_i\right].}$$

- En effet si $E\left[\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)'\right]$ est inversible alors :

$$\boxed{E\left[\mathbf{R}^+(\mathbf{z}_i)\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)'\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0) = E\left[\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)'\right](\mathbf{a}-\mathbf{a}_0) = \mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a} = \mathbf{a}_0.}$$

- La condition d'inversibilité de $E\left[\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)\mathbf{\Gamma}_0(\mathbf{z}_i)'\right]$ (condition (*iii*) de la propriété) est une condition de rang locale, *i.e.* une ***condition locale d'identification***.
    - C'est la condition locale de rang, ***condition locale d'identification***, sur le terme $\mathbf{G}_0$ dans la MM(G).
    - Elle est garantie si la fonction critère de la MMG n'est pas plate en **a** autour de $\mathbf{a}_0$.

- La condition d'inversibilité de $\mathbf{\Omega}_0(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'/\mathbf{z}_i\right] = V\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{z}_i\right]$ (condition (*ii*) de la propriété) est une condition locale d'ordre.
    - Elle est garantie si les $\mathbf{u}_i(\mathbf{a})$ sont linéairement indépendant.
    - Il faut faire attention lorsqu'on travaille avec des systèmes de parts budgétaires qui somment à 1 par exemple.

Remarques générales

- Les estimateurs ***nouveaux introduits par la MMG*** sont pratiquement tous des estimateurs fondés sur des conditions d'orthogonalité :

$$E\left[\mathbf{R}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}(\mathbf{y}_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a})\right]=\mathbf{0} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{a}=\mathbf{a}_0$$

  surtout pour :

    - les ***systèmes d'équations*** (implicites ou explicites)
    - les ***modèles utilisés avec des données de panel*** en particulier

- Le résultat de Chamberlain permet une ré-interprétation des propriétés des estimateurs usuels tels que les estimateurs SUR, des 3MC, GIV, …

4.3. Un exemple : *Systèmes de régressions empilées* (*ou système SUR*)

- On considère des systèmes à M équations de la forme :

$$\begin{cases} y_{1,i} = \mathbf{a}'_{1,0}\mathbf{x}_{1,i} + u_{1,i} & \text{et } E\left[u_{1,i} / \mathbf{x}_i\right] = 0 \\ \vdots & \vdots \\ y_{M,i} = \mathbf{a}'_{M,0}\mathbf{x}_{M,i} + u_{M,i} & \text{et } E\left[u_{M,i} / \mathbf{x}_i\right] = 0 \end{cases}$$

- Ces systèmes peuvent être également notés :

$$\begin{cases} y_{m,i} = \mathbf{a}'_{m,0}\mathbf{x}_{m,i} + u_{m,i} \ \text{ et } E\left[u_{m,i} / \mathbf{x}_i\right] = 0 \\ \qquad\qquad \text{pour } m = 1,\ldots,M \end{cases}$$

- Le vecteur $\mathbf{x}_i$ contient les éléments non redondants des $\mathbf{x}_{m,i}$
    - Chaque équation du système est une équation de régression
    - $\mathbf{x}_i$ exogène par rapport à tout $u_{m,i}$, plus fort que $E\left[u_{m,i} / \mathbf{x}_{m,i}\right] = 0$

$$\begin{cases} y_{1,i} = \mathbf{a}'_{1,0}\mathbf{x}_{1,i} + u_{1,i} & \text{et } E\left[u_{1,i}/\mathbf{x}_i\right] = 0 \\ \vdots & \vdots \\ y_{M,i} = \mathbf{a}'_{M,0}\mathbf{x}_{M,i} + u_{M,i} & \text{et } E\left[u_{M,i}/\mathbf{x}_i\right] = 0 \end{cases}$$

- On suppose ici que les vecteurs de paramètres des équations, les $\mathbf{a}_{m,0}$, n'ont aucun lien entre eux:
  - *Seemingly Unrelated Regression System* (Système SUR), Zellner
  - Le vecteur des paramètres d'intérêt est l'empilement des $\mathbf{a}_{m,0}$:

$$\mathbf{a}_0 \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{1,0} \\ \vdots \\ \mathbf{a}_{M,0} \end{bmatrix}.$$

- ***Exemples*** :
  - Systèmes de fonctions de demande de biens, consommation
  - Formes réduites de systèmes d'équations simultanées

- Ecriture matricielle :

Système linéaire simple

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{X}_i'\mathbf{a}_0 + \mathbf{u}_i \quad \text{avec} \quad E\left[\mathbf{u}_i / \mathbf{x}_i\right] = \mathbf{0}$$

avec :

$$\mathbf{a}_0 \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{1,0} \\ \mathbf{a}_{2,0} \\ \vdots \\ \mathbf{a}_{M,0} \end{bmatrix}, \ \mathbf{y}_i \equiv \begin{bmatrix} y_{1,i} \\ y_{2,i} \\ \vdots \\ y_{M,i} \end{bmatrix}, \ \mathbf{u}_i \equiv \begin{bmatrix} u_{1,i} \\ u_{2,i} \\ \vdots \\ u_{M,i} \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{X}_i \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{1,i} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{x}_{2,i} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{x}_{M,i} \end{bmatrix}.$$

- Ce modèle se résume sous la forme :

$$E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0) / \mathbf{x}_i\right] = \mathbf{0}_{M\times 1} \quad \text{avec } \mathbf{u}_i(\mathbf{a}) \equiv \mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\mathbf{a}$$

$$\boxed{E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)/\mathbf{x}_i\right]=\mathbf{0}_{M\times 1}\ \text{ avec } \mathbf{u}_i(\mathbf{a})\equiv\mathbf{y}_i-\mathbf{X}_i'\mathbf{a}}$$

- ***Instrument optimal*** pour ces moments conditionnels :

$$\boxed{\mathbf{R}_i^+\equiv E\left[\frac{\partial\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'}{\partial\mathbf{a}}\Big/\mathbf{x}_i\right]E\left[\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)'/\mathbf{x}_i\right]^{-1}=-\mathbf{X}_i\,E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'/\mathbf{x}_i\right]^{-1}}$$

  - Problème (technique) si $E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'/\mathbf{x}_i\right]$ dépend de $\mathbf{x}_i$, *i.e.* si hétéroscédasticité. On suppose, pour simplifier, ici que :

$$\boxed{E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'/\mathbf{x}_i\right]=\mathbf{\Omega}_0\equiv E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'\right],\ \textit{i.e.}\ \text{homoscédasticité des } \mathbf{u}_i.}$$

  - Estimation efficace = estimation « en système »
    - Si $\mathbf{\Omega}_0\equiv E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'\right]$ n’est pas diagonale, *i.e.* pas de relations entre termes d’erreur des équations du système (*truly unrelated*)

- Si $\mathbf{\Omega}_0 \equiv E\left[\mathbf{u}_i \mathbf{u}_i'\right]$ diagonale on a :

$$\mathbf{R}_i^+ = -\mathbf{X}_i\ \mathbf{\Omega}_0^{-1} = \begin{bmatrix} \omega_{11,0}^{-1}\mathbf{x}_{1,i} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \omega_{22,0}^{-1}\mathbf{x}_{2,i} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \omega_{MM,0}^{-1}\mathbf{x}_{M,i} \end{bmatrix}$$

et la condition de moment estimante optimale s’écrit sous la forme :

$$E\left[\mathbf{g}_i^+(\mathbf{a}_0)\right] = E\left[\mathbf{R}_i^+ \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_0)\right] = E\begin{bmatrix} \omega_{11,0}^{-1}\mathbf{x}_{1,i}(y_{1,i} - \mathbf{a}_{1,0}'\mathbf{x}_{1,i}) \\ \omega_{22,0}^{-1}\mathbf{x}_{2,i}(y_{2,i} - \mathbf{a}_{2,0}'\mathbf{x}_{2,i}) \\ \vdots \\ \omega_{MM,0}^{-1}\mathbf{x}_{M,i}(y_{M,i} - \mathbf{a}_{M,0}'\mathbf{x}_{M,i}) \end{bmatrix} = \mathbf{0},$$

ce qui est équivalent à :

$$\boxed{E\left[\mathbf{x}_{m,i}(y_{m,i} - \mathbf{a}_{m,0}'\mathbf{x}_{m,i})\right] = \mathbf{0} \quad \text{pour} \quad m = 1,\ldots,M\,.}$$

- ***Conclusion*** : Si $\boldsymbol{\Omega}_0 \equiv E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'\right]$ diagonale l'estimateur as. efficace de $\mathbf{a}_0$ dans le système :

$$\begin{cases} y_{m,i} = \mathbf{a}_{m,0}'\mathbf{x}_{m,i} + u_{m,i} \quad \text{et} \quad E\left[u_{m,i}/\mathbf{x}_i\right] = 0 \\ \qquad\qquad \text{pour } m = 1,\ldots,M \end{cases}$$

  est l'estimateur constitué par « l'empilement » des estimateurs MCO équation par équation.

  En effet l'estimateur as. efficace de $\mathbf{a}_0$ est l'estimateur MM fondé sur :

$$E\left[\mathbf{x}_{m,i}(y_{m,i} - \mathbf{a}_{m,0}'\mathbf{x}_{m,i})\right] = \mathbf{0} \quad \text{pour} \quad m = 1,\ldots,M$$

  est défini par l'empilement des :

$$\hat{\mathbf{a}}_{m,N} \equiv \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_{m,i}\mathbf{x}_{m,i}'\right)N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_{m,i}y_{m,i} \quad \text{pour} \quad m = 1,\ldots,M$$

- Cet estimateur est même sans biais …
- … mais on a rarement $\boldsymbol{\Omega}_0 \equiv E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'\right]$ diagonale.

- Dans le cas général, $\mathbf{\Omega}_0 \equiv E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'\right]$ ***n'est pas diagonale*** et la condition d'orthogonalité estimante fondée sur l'instrument optimal est donnée par :

$$E\left[\mathbf{R}^+(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{y}_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)\right] = E\left[\mathbf{X}_i\mathbf{\Omega}_0^{-1}(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$$

- Avec :

$$\mathbf{\Omega}_0^{-1} = \begin{bmatrix} \upsilon_{11,0} & \cdots & \upsilon_{1M,0} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \upsilon_{M1,0} & \cdots & \upsilon_{MM,0} \end{bmatrix} \text{ où } \upsilon_{m\ell,0} = \upsilon_{\ell m,0}$$

on a :

$$\mathbf{X}_i\mathbf{\Omega}_0^{-1}(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\mathbf{a}) = \begin{bmatrix} \sum_{m=1}^{M}\mathbf{x}_{1,i}\upsilon_{1m,0}(y_{m,i} - \mathbf{a}_m'\mathbf{x}_{m,i}) \\ \vdots \\ \sum_{m=1}^{M}\mathbf{x}_{M,i}\upsilon_{Mm,0}(y_{m,i} - \mathbf{a}_m'\mathbf{x}_{m,i}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{m=1}^{M}\mathbf{x}_{1,i}\upsilon_{1m,0}u_{m,i}(\mathbf{a}_m) \\ \vdots \\ \sum_{m=1}^{M}\mathbf{x}_{M,i}\upsilon_{Mm,0}u_{m,i}(\mathbf{a}_m) \end{bmatrix}$$

$$\boxed{E\left[\mathbf{R}^{+}(\mathbf{z}_i)\mathbf{u}_i(\mathbf{y}_i,\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0)\right]=E\left[\mathbf{X}_i\mathbf{\Omega}_0^{-1}(\mathbf{y}_i-\mathbf{X}_i'\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}}$$

- Bien entendu, $\mathbf{\Omega}_0$ est inconnue *a priori*, mais on traitera ce problème dans un second temps.

- La condition $E\left[\mathbf{X}_i\mathbf{\Omega}_0^{-1}(\mathbf{y}_i-\mathbf{X}_i'\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}$ est juste-identifiante. On peut donc utiliser la MM est définir un estimateur as. efficace de $\mathbf{a}_0$ par :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{\Omega}_0) \text{ solution en } \mathbf{a} \text{ de } N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{\Omega}_0^{-1}(\mathbf{y}_i-\mathbf{X}_i'\mathbf{a})=\mathbf{0},$$

ce qui donne :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{\Omega}_0)=\left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{\Omega}_0^{-1}\mathbf{X}_i'\right)^{-1}N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{\Omega}_0^{-1}\mathbf{y}_i\,,$$

i.e. un estimateur de type MCG.

- L'estimateur $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{\Omega}_0)$ ne peut être utilisé en général car $\mathbf{\Omega}_0$ est généralement inconnue.

- Ceci dit, puisque :

$$\mathbf{\Omega}_0 \equiv E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i'\right] = E\left[(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\mathbf{a}_0)(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\mathbf{a}_0)'\right]$$

  on peut en construire un estimateur convergent :

$$\tilde{\mathbf{\Omega}}_N \equiv N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\tilde{\mathbf{a}}_N)(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\tilde{\mathbf{a}}_N)' \xrightarrow[N\to+\infty]{p} \mathbf{\Omega}_0$$

  si on dispose d'un estimateur as. normal (convergent suffit ici) de $\mathbf{a}_0$, $\tilde{\mathbf{a}}_N$.

- Par la propriété des instruments estimés (et des MCQG) on sait que :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N) = \left(N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1}\mathbf{X}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1}\mathbf{y}_i$$

  est as. équivalent à $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{\Omega}_0)$ qui est as. efficace. Aussi $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$ ***est as. efficace*** pour l'estimation de $\mathbf{a}_0$ à partir de $E\left[\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\mathbf{a}_0 / \mathbf{x}_i\right] = \mathbf{0}$.

- Ce résultat est une conséquence de ce que $\mathbf{X}_i\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1}$ est un estimateur convergent de l'instrument efficace $-\mathbf{R}_i^+ = -\mathbf{X}_i\ \mathbf{\Omega}_0^{-1}$.

- Il reste maintenant à construire un estimateur as. normal de $\mathbf{a}_0$, $\tilde{\mathbf{a}}_N$, pour pouvoir construire $\tilde{\mathbf{\Omega}}_N$.

- Si $\mathbf{R}_i^+ = -\mathbf{X}_i\ \mathbf{\Omega}_0^{-1}$ est un instrument qui identifie $\mathbf{a}_0$ alors l'instrument $\mathbf{X}_i$ peut également identifier $\mathbf{a}_0$, *i.e.* :

$$E\left[\mathbf{X}_i\mathbf{u}_i\right] = E\left[\mathbf{X}_i(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}.$$

  Noter que choisir l'instrument $\mathbf{X}_i$ revient à « remplacer » $\mathbf{\Omega}_0$ par $\mathbf{I}_M$.

- L'estimateur de la MM fondé sur cette condition d'orthogonalité est l'estimateur :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M) = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i\mathbf{y}_i$$

  qui est a la structure d'estimateur des MCO.

- Un peu de calcul matriciel permet de montrer que :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M) = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{y}_i$$

s'écrit sous la forme :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M) = \begin{bmatrix} \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_{1,i}\mathbf{x}_{1,i}'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_{1,i}y_{1,i} \\ \vdots \\ \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_{M,i}\mathbf{x}_{M,i}'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_{1,i}y_{1,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{a}}_{1,N}^{MCO} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{a}}_{M,N}^{MCO} \end{bmatrix},$$

i.e. que $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M)$ se définit comme l'empilement des estimateurs des MCO des $\mathbf{a}_{m,0}$, les $\hat{\mathbf{a}}_{m,N}^{MCO}$ pour $m = 1,\ldots,M$.

- On retrouve ici l'***estimateur des MCO*** « équation par équation » de $\mathbf{a}_0$. Cet estimateur est as. normal mais n'est pas as. efficace lorsque $\mathbf{\Omega}_0$ n'est pas diagonale.

Pour résumer

L'estimateur :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{\Omega}_0) = \left(N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{X}_i \mathbf{\Omega}_0^{-1} \mathbf{X}_i' \right)^{-1} N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{X}_i \mathbf{\Omega}_0^{-1} \mathbf{y}_i$$

est un estimateur de as. de $\mathbf{a}_0$ dans un système de régressions empilées :

$$\begin{cases} y_{m,i} = \mathbf{a}_{m,0}' \mathbf{x}_{m,i} + u_{m,i} \quad \text{et} \quad E\left[u_{m,i} / \mathbf{x}_i \right] = 0 \\ \qquad\qquad \text{pour } m = 1,\dots,M \end{cases}$$

ou :

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{X}_i' \mathbf{a}_0 + \mathbf{u}_i \quad \text{et} \quad E\left[\mathbf{u}_i / \mathbf{x}_i \right] = \mathbf{0}$$

avec :

$$E\left[\mathbf{u}_i \mathbf{u}_i' / \mathbf{z}_i \right] = \mathbf{\Omega}_0 \equiv E\left[\mathbf{u}_i \mathbf{u}_i' \right]$$

car il est construit à partir d'une condition d'orthogonalité optimale au sens de Chamberlain, *i.e.* utilisant l'instrument optimal $\mathbf{R}_i^+ = -\mathbf{X}_i \, \mathbf{\Omega}_0^{-1}$.

Cet estimateur ne peut être calculé si $\mathbf{\Omega}_0$ est inconnue (cas général).

L'estimateur :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N) = \left(N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{X}_i \tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1} \mathbf{X}_i' \right)^{-1} N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{X}_i \tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1} \mathbf{y}_i$$

est as. équivalent à $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{\Omega}_0)$ car $\mathbf{X}_i \tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1}$ est un estimateur convergent de l'instrument efficace $-\mathbf{R}_i^+ = -\mathbf{X}_i\ \mathbf{\Omega}_0^{-1}$.

L'estimateur $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$ peut être construit en trois étapes.

Construction de $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$

Etape 1. Calcul de $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M) \equiv \left(\hat{\mathbf{a}}_{m,N}^{MCO},\ m=1,\ldots,M\right)$:

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M) = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{y}_i \equiv \tilde{\mathbf{a}}_N$$

l'***estimateur des MCO*** « ***équation par équation*** » de $\mathbf{a}_0$.

Etape 2. Calcul de :

$$\tilde{\mathbf{\Omega}}_N \equiv N^{-1}\sum_{i=1}^{N}(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\tilde{\mathbf{a}}_N)(\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i'\tilde{\mathbf{a}}_N)' \xrightarrow[N\to+\infty]{p} \mathbf{\Omega}_0 .$$

Etape 3. Calcul de :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N) = \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1}\mathbf{X}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1}\mathbf{y}_i .$$

Remarques

- L'estimateur $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$ est plus connu sous le nom d'Estimateur « SUR » (*Seemingly Unrelated Regression Estimator*) après le travail de Zellner.

- De manière générale :
  - Un estimateur des MCQG, tel que $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N) = \hat{\mathbf{a}}_N^{MCQG}$, est désigné sous le terme de *Feasible Generalized Least Square Estimator*
  - Un estimateur des MCG, tel que $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{\Omega}_0) = \hat{\mathbf{a}}_N^{MCG}$ est désigné sous le terme de *Generalized Least Square Estimator* (il est *unfeasible* lorsque $\mathbf{\Omega}_0$ est inconnue)

Propriété. ***Théorème de Zellner***

Soit un système de régressions empilées :

$$\begin{cases} y_{m,i} = \mathbf{a}'_{m,0}\mathbf{x}_{m,i} + u_{m,i} \quad \text{et} \quad E\left[u_{m,i}/\mathbf{x}_i\right] = 0 \\ \qquad\qquad \text{pour } m = 1,\ldots,M \end{cases}$$

ou :

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{X}'_i\mathbf{a}_0 + \mathbf{u}_i \quad \text{et} \quad E\left[\mathbf{u}_i/\mathbf{x}_i\right] = \mathbf{0}$$

avec :

$$E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}'_i/\mathbf{z}_i\right] = \mathbf{\Omega}_0 \equiv E\left[\mathbf{u}_i\mathbf{u}'_i\right]$$

(i) $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$ et $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M) \equiv \left(\hat{\mathbf{a}}_{m,N}^{MCO},\ m = 1,\ldots,M\right)$ sont as. équivalents si $\mathbf{\Omega}_0$ est diagonale

(ii) $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$ et $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M)$ sont égaux si $\mathbf{x}_{m,i} = \mathbf{x}_i$ pour $m = 1,\ldots,M$.

Démonstration du Théorème de Zellner

Résultat (i)

On a vu précédemment que $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M) \equiv \left(\hat{\mathbf{a}}_{m,N}^{MCO},\ m = 1,\ldots,M\right)$ est as. efficace si $\mathbf{\Omega}_0$ est diagonale, tout comme $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$ l'est parce qu'il est construit avec un estimateur convergent d'instrument optimal.

Les estimateurs $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$ et $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M)$ étant as. efficaces, ils ont la même distribution as. et sont donc as. équivalents.

Les estimateurs $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N)$ et $\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M)$ ne sont pas égaux numériquement pour $N < +\infty$, on a « seulement » :

$$\tilde{\mathbf{\Omega}}_N \xrightarrow[N\to+\infty]{p} \mathbf{\Omega}_0 \text{ diagonale}.$$

Résultat (ii)

Si $\mathbf{x}_{m,i} = \mathbf{x}_i$ pour $m = 1,...,M$ alors :

$$\mathbf{X}_i \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{x}_i & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{x}_i \end{bmatrix} = \mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i$$

On va utiliser les propriétés suivantes des produits de Kronecker (ou tenseurs) :

Coagulation : $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{C} \otimes \mathbf{D}) = (\mathbf{AC}) \otimes (\mathbf{BD})$ (si matrices conformes)

Transposition : $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})' = (\mathbf{A}') \otimes (\mathbf{B}')$

Inversion : $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^{-1} = (\mathbf{A}^{-1}) \otimes (\mathbf{B}^{-1})$ (si matrices inversibles)

Somme : $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) + (\mathbf{A} \otimes \mathbf{C}) = \mathbf{A} \otimes (\mathbf{B} + \mathbf{C})$ et $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) + (\mathbf{C} \otimes \mathbf{B}) = (\mathbf{A} + \mathbf{C}) \otimes \mathbf{B}$

Avec $\mathbf{X}_i = \mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i$ on a ici :

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N) = \left(N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{X}_i \tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \mathbf{X}_i' \right)^{-1} N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{X}_i \tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \mathbf{y}_i$$

$$= \left(N^{-1} \sum_{i=1}^{N} (\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i) \tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} (\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i)' \right)^{-1} N^{-1} \sum_{i=1}^{N} (\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i) \tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \mathbf{y}_i$$

Puisque $\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1}$ est carrée de taille $M \times M$ on a, avec $\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} = \tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \otimes 1$:

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N) = \left(N^{-1} \sum_{i=1}^{N} (\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \otimes \mathbf{x}_i)(\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i') \right)^{-1} N^{-1} \sum_{i=1}^{N} (\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \otimes \mathbf{x}_i) \mathbf{y}_i$$

$$= \left(N^{-1} \sum_{i=1}^{N} \tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \otimes (\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i') \right)^{-1} N^{-1} \sum_{i=1}^{N} (\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \otimes \mathbf{x}_i) \mathbf{y}_i$$

$$= \left(\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \otimes N^{-1} \sum_{i=1}^{N} (\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i') \right)^{-1} N^{-1} \sum_{i=1}^{N} (\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_N^{-1} \otimes \mathbf{x}_i) \mathbf{y}_i$$

$$\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N) = \left(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1} \otimes N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i')\right)^{-1} N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1} \otimes \mathbf{x}_i)\mathbf{y}_i$$

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N) &= \tilde{\mathbf{\Omega}}_N \otimes \left(N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i')\right)^{-1} N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1} \otimes \mathbf{x}_i)\mathbf{y}_i \\
&= \tilde{\mathbf{\Omega}}_N \otimes \left(N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i')\right)^{-1} (\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1} \otimes \mathbf{I}_K)(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N \otimes \mathbf{I}_K) N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\tilde{\mathbf{\Omega}}_N^{-1} \otimes \mathbf{x}_i)\mathbf{y}_i \\
&= \mathbf{I}_M \otimes \left(N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i')\right)^{-1} N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i)\mathbf{y}_i \\
&= \left(N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}\mathbf{I}_M \otimes (\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i')\right)^{-1} N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i)\mathbf{y}_i \\
&= \left(N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i)(\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i')\right)^{-1} N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}(\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{x}_i)\mathbf{y}_i \\
&= \left(N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} N^{-1}\sum\nolimits_{i=1}^{N}\mathbf{X}_i\mathbf{y}_i \\
&= \hat{\mathbf{a}}_N^{MM}(\mathbf{I}_M)
\end{aligned}$$

5. Instruments efficaces et MMG

- Puisque l'instrument efficace juste-identifie les paramètres à estimer …

  … pourquoi aurait-on encore besoin de la MMG ?

- Plusieurs réponses ici :
  - On n'a pas défini la forme des instruments efficaces dans le cas de systèmes d'équations avec des VI qui diffèrent par équation (cas de l'estimation des modèles « de panel » en particulier).
  - Le résultat de Chamberlain s'applique si on a $E\left[\mathbf{u}_i / \mathbf{x}_i\right] = \mathbf{0}$, il ne s'applique pas si on a « seulement » $E\left[\mathbf{u}_i \mathbf{x}_i'\right] = \mathbf{0}$.
  - La MMG s'applique à des conditions de moment autres que des conditions d'orthogonalité

- Mais même dans les cas où le résultat de Chamberlain s’applique :
    - Le calcul ou l’estimation des instruments efficaces peut être délicate, voire quasiment impossible en pratique (cas de beaucoup de VI).
    - Ceci dit, il me semble qu’on ne se réfère pas assez au résultat de Chamberlain pour choisir les instruments pour l’estimation des modèles à variables explicatives endogènes.

MMG, MM et instruments : remarques finales

- On considère ici le modèle :

$$y_i = f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}_0) + u_i \text{ avec } E\left[u_i \mid \mathbf{z}_i\right] = 0$$

et on note :

$$u_i(\mathbf{a}) \equiv y_i - f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a}) \text{ avec } u_i = u_i(\mathbf{a}_0).$$

- On considère la condition de moment estimante (supposée identifiante) :

$$E\left[\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0},$$

i.e. on utilise comme instrument une transformation des VI $\mathbf{z}_i$, $\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)$.

- L'estimateur $\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG}$ de $\mathbf{a}_0$ fondé sur cette condition est défini par :

$$\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG} \equiv \arg\min_{\mathbf{a}} \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N} u_i(\mathbf{a})\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right)\tilde{\mathbf{M}}_N \left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N} u_i(\mathbf{a})\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)\right).$$

- L’estimateur $\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG}$ est caractérisé par les CO1 du programme de minimisation qui le définit :

$$N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{f}_i(\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG})\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right)\tilde{\mathbf{M}}_N\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)u_i(\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG})=\mathbf{0}_{K\times 1}$$

où :

$$\mathbf{f}_i(\mathbf{a})\equiv\frac{\partial f(\mathbf{x}_i;\mathbf{a})}{\partial\mathbf{a}}.$$

- En notant :

$$\tilde{\mathbf{r}}_N(\mathbf{z}_i)\equiv\left(N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{f}_i(\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG})\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right)\tilde{\mathbf{M}}_N\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)$$

on obtient que $\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG}$ est défini comme un estimateur de la MM avec l’instrument estimé $\hat{\mathbf{r}}_N(\mathbf{z}_i)$:

$$N^{-1}\sum_{i=1}^{N}\tilde{\mathbf{r}}_N(\mathbf{z}_i)u_i(\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG})=\mathbf{0}_{K\times 1}.$$

- Puisque :

$$\tilde{\mathbf{r}}_N(\mathbf{z}_i) \xrightarrow[N\to+\infty]{p} E\left[\mathbf{f}_i(\mathbf{a}_0)\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]\mathbf{M}_0\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i),$$

on obtient que $\tilde{\mathbf{a}}_N^{MMG}$ peut être interprété comme un estimateur de la MM défini par la condition de moment juste-identifiante :

$$E\left[E\left[\mathbf{f}_i(\mathbf{a}_0)\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]\mathbf{M}_0\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}_{K\times 1},$$

cet estimateur utilisant un instrument estimé, *i.e.* un estimateur de :

$$\mathbf{r}(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\mathbf{f}_i(\mathbf{a}_0)\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]\mathbf{M}_0\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i).$$

Bien entendu, on suppose ici que :

$$\tilde{\mathbf{M}}_N \xrightarrow[N\to+\infty]{p} \mathbf{M}_0.$$

- Dans le cas d'un ***modèle linéaire*** :

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

on a :

$$\mathbf{f}_i(\mathbf{a}) \equiv \mathbf{x}_i.$$

- Ce qui précède nous dit que l'***estimateur de la MMG*** de $\mathbf{a}_0$ fondé sur la condition d'orthogonalité :

$$E\left[\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}$$

et utilisant la matrice de pondération $\tilde{\mathbf{M}}_N \xrightarrow[N\to+\infty]{p} \mathbf{M}_0$ est un ***estimateur de la MM*** fondé sur :

$$E\left[E\left[\mathbf{x}_i\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]\mathbf{M}_0\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)(y_i - \mathbf{x}_i'\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}_{K\times 1}$$

i.e. :

$$E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right] = \mathbf{0}_{K\times 1} \text{ avec } \mathbf{r}(\mathbf{z}_i) \equiv E\left[\mathbf{x}_i\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]\mathbf{M}_0\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i).$$

$$\boxed{E\left[\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)\right]=\mathbf{0}_{K\times 1} \quad \text{avec} \quad \mathbf{r}(\mathbf{z}_i)\equiv E\left[\mathbf{x}_i\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]\mathbf{M}_0\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i).}$$

- ***Si on choisit*** $\mathbf{M}_0 = E\left[\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]^{-1}$ on obtient $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MC}$ avec $\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)$ pour instruments et :

$$\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)=E\left[\mathbf{x}_i\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]E\left[\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]^{-1}\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)=EL\left[\mathbf{x}_i\,|\,\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)\right].$$

C'est bien si $EL\left[\mathbf{x}_i\,|\,\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)\right]\simeq E\left[\mathbf{x}_i\,|\,\mathbf{z}_i\right]$ d'après le résultat de Chamberlain.

- ***Si on choisit*** $\mathbf{M}_0 = E\left[\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)^2\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]^{-1}$ on obtient $\hat{\mathbf{a}}_N^{2MCH}$ avec $\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)$ pour instruments et :

$$\mathbf{r}(\mathbf{z}_i)=E\left[\mathbf{x}_i\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]E\left[\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)u_i(\mathbf{a}_0)^2\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i)'\right]^{-1}\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i).$$

On ***pondère bien les conditions de moment*** mais ***on s'éloigne de*** $E\left[\mathbf{x}_i\,|\,\mathbf{z}_i\right]$
.

- Si on choisit l'instrument optimal, *i.e.* :

$$\boldsymbol{\rho}(\mathbf{z}_i) = E\left[\mathbf{x}_i \mid \mathbf{z}_i\right] V\left[u_i \mid \mathbf{z}_i\right]^{-1},$$

on n'a pas besoin de la MMG puisque $E\left[\mathbf{x}_i \mid \mathbf{z}_i\right] V\left[u_i \mid \mathbf{z}_i\right]^{-1}$ juste-identifie $\mathbf{a}_0$ dans :

$$E\left[E\left[\mathbf{x}_i \mid \mathbf{z}_i\right] V\left[u_i \mid \mathbf{z}_i\right]^{-1} (y_i - \mathbf{x}_i' \mathbf{a}_0) \right] = \mathbf{0}_{K\times 1}.$$