Semestre : 1

Unité d'enseignement : UEM 1.1

M1 AUTOMATIQUES ET SYSTEMES

Techniques d'Identification

Crédits: 3 **Coefficient: 2**

Pr. O. ASSAS
Département d'éléctronique
Faculté de technologie
Université Batna 2

Chapitre 3:
Méthode des variables instrumentales

Plan du cours

1 Problématique.

2 Principe

3 Choix des variables instrumentales

4 Application de la méthode iv

5 Exemple

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

PROBLEMATIQUE

Dans l'approche d'identification des paramètres par moindres carrés linéaires, l'erreur d'estimation s'annule lorsque le bruit d'équation e0(k) n'est pas corrélée avec le vecteur d'observations

$$(R_{\varphi e0}(0) = 0).$$

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

Solution:

Une solution consiste à créer un vecteur d'observations auxiliaire φa qui soit, par construction, non corrèle avec le bruit de manière à obtenir également

$$R\varphi ae0(0) \sim= 0.$$

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

PRINCIPE

L'idée est de remplacer la solution des moindres carrées linéaires par:

$$\hat{\theta}_{IV} = (\Phi_{IV}^T \Phi)^{-1} \Phi_{IV}^T Y$$

où IV est une matrice de variables instrumentales (ou, de manière équivalente, φIV est un vecteur de variables instrumentales).

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

L'erreur d'estimation sera nulle si les deux conditions suivantes sont satisfaites:

- la matrice ΦIV'Φ est régulière,
- RφIV e0(0) = 0

ce qui signifie que les variables instrumentales doivent être corrélées avec le régresseur φ mais non corrélées avec le bruit e0. Pour un nombre fini de données, RφIV e0(0) n'est pas nulle mais elle sera très petite.

Chapitre 2: Méthode des variables instrumentales

Il en résulte que la grandeur du biais dépendra aussi de la grandeur de la matrice $\Phi_{IV}'\Phi$. Le meilleur vecteur de variables instrumentales est celui qui rend le plus grand possible la matrice $\Phi_{IV}'\Phi$. Pour cela, $\varphi_{IV}(k)$ doit être une approximation non bruitée du régresseur $\varphi(k)$.

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

- choix des variables instrumentales
  - Décalage de h coups d'horloge des variables bruitées dans le régresseur φ
  - Construction des variables instrumentales à l'aide d'un modèle auxiliaire

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

1.Décalage de h coups d'horloge des variables bruitées dans le régresseur φ

$$\varphi_{IV}^{T}(k) = [-y(k-h-1)\ldots-y(k-h-n)\; u(k-d-1)\ldots u(k-d-m)]$$

où le retard des observations doit satisfaire la condition h ≥ deg[C0(q−1)], C0(q−1) étant le polynôme permettant de générer e0(k) à partir du bruit blanc de moyenne nulle e(k).

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

Notons que si $e0(k)$ est un bruit blanc, $\deg[C0(q^{-1})] = 0$ et $h \geq 0$, c'est-`a-dire qu'un décalage n'est pas nécessaire pour éliminer asymptotiquement l'erreur d'estimation. D'autre part, pour que les observations retardées de la sortie soient représentatives, la période d'échantillonnage ne doit pas être trop petite. Il s'ensuit que cette approche est applicable seulement si le bruit (perturbations, bruit de mesure) est de haute fréquence par rapport à la bande passante du processus.

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

2. Construction des variables instrumentales à l'aide d'un modèle auxiliaire

$$\varphi_{IV}^{T}(k) = [-y_M(k-1) \ldots - y_M(k-n)\; u(k-d-1) \ldots u(k-d-m)]$$

où yM(k) est une approximation de yp(k) (la sortie non bruitée) générée à partir d'un modèle auxiliaire dont l'entrée est u(k).

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales

Comme il faut disposer d'un modèle auxiliaire suffisamment représentatif, on initialise souvent cette approche avec la solution obtenue à partir des moindres carrés linéaires. L'avantage de ce choix est qu'il n'a pas besoin d'informations et d'hypothèses sur le bruit.

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales ETAPES

1
- Application de la methode mc

2
- Simulation du modèle auxiliaire utilisant les theta trouvée en 1

3
- simulation de la sortie du modèle auxiliaire

4
- Matrice de variable instrumentale Z la sortie estimé

5
- Estimation par variable instrumentale theta_ivma=pinv(Z'*phi)*Z'*YYY

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales EXEMPLE

```
B=[0 0.2]; % B(q)=0.2q-1
A=[1 -0.8]; % A(q)=1-0.8q-1
N=200;
S = idpoly(1,B,1,1,A)%y=B/Au+e
u=sign(randn(N,1))
% % Simulation du jeu de données
 randn('state',sum(100*clock));
e=0.2*randn(N,1)
 y=sim(S,[u e]); % simulation de la sortie
bruitée
```

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales EXEMPLE

```
% % 1. Estimation d'un modèle ARX par MC simple
% Phi=[-y(1:N-1) u(1:N-1)]; % Matrice de régression
% Y=y(2:N); % Régresseur
% theta_mc=Phi\Y; % Estimation par MC
% theta_mc'
% %ans -0.4675 0.1898 % voir aussi la fonction arx de la SID
% % Marx=arx(dataS,[1 1 1])
```

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales EXEMPLE

```
% 2. Simulation du modèle auxiliaire
% Bmc=[0 theta_mc(2)'];
% Amc=[1 theta_mc(1)'];
% Mmc = idpoly(Amc,Bmc);
% xest=sim(Mmc,u); ; % simulation de la
sortie du modèle auxiliaire
% Z=[-xest(1:N-1) u(1:N-1)]; % Matrice de VI
```

Chapitre 3: Méthode des variables instrumentales EXEMPLE

```
% % 3. Estimation par variable instrumentale
% theta_ivma=pinv(Z'*Phi)*Z'*Y; %
Estimation par IVMA
% theta_ivma'
%ans -0.7565 0.1904
```

Merci pour votre attention

Questions ????