

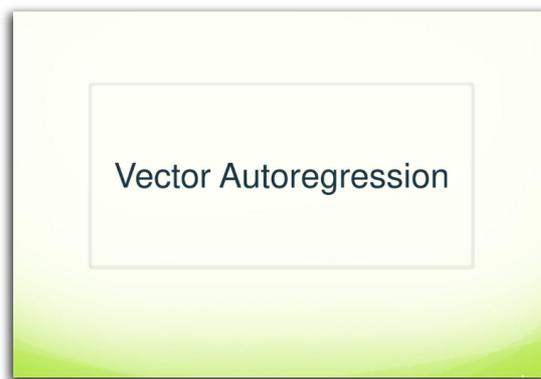
Chapitre2 : Les modèles autorégressifs (VAR)

Département des Sciences Economiques

Econométrie de la Finance

Dr MEHIDI Kahina

M2 EMB 2023/2024

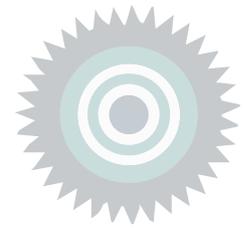


Semestre1

Table des matières

| | |
|--|-----------|
| Objectifs | 3 |
| Introduction | 4 |
| I - Exemple introductif | 5 |
| II - Formulation générale | 6 |
| III - Estimation des paramètres | 7 |
| IV - La causalité au sens de Granger | 8 |
| V - Analyse des impulsions | 9 |
| 1. La fonction de réponse impulsionnelle | 9 |
| 2. La décomposition de la variance | 9 |
| Conclusion | 10 |
| Références | 11 |
| Bibliographie | 12 |
| Webographie | 13 |

Objectifs



Ce chapitre vise à doter les étudiants des connaissances et des compétences nécessaires pour comprendre, estimer, interpréter et utiliser des modèles VAR dans le domaine de l'économie en général et de la finance en particulier. Ses objectifs généraux comprennent généralement les points suivants :

- Compréhension des Concepts Fondamentaux : Fournir aux étudiants une compréhension des concepts fondamentaux liés aux modèles VAR.
- Méthodologie d'Estimation : Enseigner aux étudiants les méthodes d'estimation des modèles VAR, y compris des techniques telles que les Moindres Carrés Ordinaires (MCO) et l'Estimation par Maximum de Vraisemblance.
- Interprétation des Résultats : Aider les étudiants à interpréter correctement les résultats des modèles VAR, y compris la signification économique des coefficients estimés, la causalité entre les variables et l'analyse des impulsions.
- Application Pratique : Offrir aux étudiants l'opportunité de travailler sur des exemples réels et d'appliquer les modèles VAR à des données économiques réelles, en utilisant des logiciels statistiques notamment Eviews pour estimer et analyser les modèles.

Introduction



Les processus VAR (vecteur autorégressif) ont été introduits par Sims (1980) comme alternative aux modèles classiques d'économétrie qui distingue entre variable endogène et variables exogène.

Sims a remarqué que la distinction entre les variables peut être non validée par les données statistiques. Les caractéristiques essentielles du modèle VAR est ne plus distinguer entre variables endogène et variables exogène au sens où toutes les variables figurant dans le modèle ont le même statut

Exemple introductif



Considérant deux variables aléatoires stationnaires Y_{t1} et Y_{t2} . Chaque variable est fonction de ses propres valeurs passées, mais aussi des valeurs passées et présentes des autres variables.

Supposant que l'on ait $p = 4$, le modèle VAR (4) décrivant ces deux variables est le suivant :

$$\begin{cases} Y_{1t} = a_1 + \sum_{i=1}^4 b_{1i}Y_{1t-i} + \sum_{j=1}^4 c_{1j}Y_{2t-j} - d_1Y_{2t} + \varepsilon_{1t} \\ Y_{2t} = a_2 + \sum_{i=1}^4 b_{2i}Y_{1t-i} + \sum_{j=1}^4 c_{2j}Y_{2t-j} - d_2Y_{1t} + \varepsilon_{2t} \end{cases}$$

ε_{t1} , ε_{t2} sont des bruits blancs non corrélés.

Sous la forme matricielle le modèle VAR (4) s'écrit :

$$BY_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^4 \Phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

$$\text{Avec : } B = \begin{pmatrix} 1 & d_1 \\ d_2 & 1 \end{pmatrix} ; \quad \Phi_0 = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix}$$

$$Y_t = \begin{pmatrix} Y_{1t} \\ Y_{2t} \end{pmatrix} ; \quad \Phi_i = \begin{pmatrix} b_{1i} & c_{1i} \\ b_{2i} & c_{2i} \end{pmatrix} ; \quad \varepsilon_t = \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix}$$

Formulation générale



Le modèle général VAR (P) décrivant deux variables et s'écrit de la manière suivante :

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Pour un nombre de retard P = 1 → Le modèle VAR (1) à deux variables Y1, Y2 → nous donne 8 paramètres

$$\begin{cases} Y_{1t} = a_1 + b_{1.1} Y_{1,t-1} + c_{1.1} Y_{2,t-1} - d_1 Y_{2t} + \varepsilon_{1t} \\ Y_{2t} = a_2 + b_{2.1} Y_{1,t-1} + c_{2.1} Y_{2,t-1} - d_2 Y_{1t} + \varepsilon_{2t} \end{cases}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & d_1 \\ d_2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{1t} \\ Y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{1.1} & c_{1.1} \\ b_{2.1} & c_{2.1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{1,t-1} \\ Y_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow BY_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \text{VAR}(1)$$

Estimation des paramètres



Les paramètres du processus VAR ne peuvent être estimés que sur des séries temporelles stationnaires.

Deux techniques d'estimation sont utilisées :

-Estimation de chaque équation du modèle VAR par la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO).

-Estimation par la technique du maximum du vraisemblance.

L'estimation du modèle VAR nécessite le choix du nombre de retard (p). Afin de déterminer cette valeur, il est possible d'utiliser les critères d'information d'Akaik (AIC) et Schwarz (SC).

Le processus consiste à estimer un certain nombre de modèle VAR allant de zéro à « h », avec h , le nombre de retard maximum.

On retient le retard « p » qui minimise les critères d'AIC et SC. En cas de différence, on utilise le principe de parcimonie qui consiste à choisir la valeur « p » la plus faible.

La causalité au sens de Granger



La notion de causalité joue un rôle très important en économie dans la mesure où elle permet de mieux comprendre les relations entre les variables.

Afin de mieux présenter cette notion, considérant deux variables Y_1 et Y_2 .

On dit que Y_1 cause Y_2 au sens de Granger si la prévision de Y_2 fondée sur la connaissance des passés conjoints de Y_1 et Y_2 est meilleure que la prévision fondée sur la seule connaissance du passé de Y_2 ref_03.ref¹ p.11.

Analyse des impulsions



On distingue deux méthodes :

1. La fonction de réponse impulsionnelle

C'est une fonction qui analyse un choc (appelé innovation) sur les variables).

L'analyse consiste à mesurer la variation

Pour analyser les chocs, il faut choisir entre deux possibilités :

Y1 cause Y2 ou bien Y2 cause Y1

Si Y1 cause Y2, cela signifie qu'un choc sur Y2 à un instant « t » a une conséquence sur Y2 mais pas sur Y1, en revanche, un choc sur Y1 a une conséquence sur Y1 mais aussi sur Y2. Cette procédure s'appelle la décomposition de Cholesky.

2. La décomposition de la variance

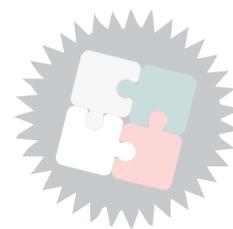
La décomposition de la variance de l'erreur de prévision a pour objectif de calculer pour chacune des innovations (chocs) sa contribution à la variance de l'erreur.

L'interprétation des résultats est importante :

*Si un choc sur affecte fortement voir totalement la variance de l'erreur Y2 alors, Y2 est considérée comme endogène.

Aussi, les résultats indiquent la contribution de chacune des variables à la variance de l'erreur.

Conclusion



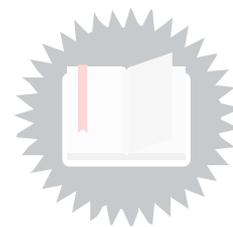
Les modèles VAR permettent de déceler les liens dynamiques entre les variables, ils permettent d'expliquer une variable par rapport à ses retards et en fonction de l'information contenue dans d'autres variables pertinentes. C'est une méthode assez simple à mettre en œuvre et comprend des procédures d'estimation et des tests.

Références



- 1 Granger, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrica*, 37, 424-438

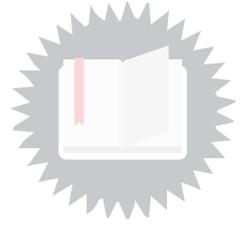
Bibliographie



[1] BOURBONNAIS R, (2009), « Econométrie, Manuel et exercices corrigés », 7th Edition, DUNOD, Paris

[2] LARDIC Sandrine and MIGNON Valérie, (2002), « Econométrie des séries temporelles Macroéconomiques et financières ». Edition ECONOMICA.

Webographie



[3] Granger, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrica*, 37, 424-438

[4] Sims, C. A. (1980), « Macroeconomics and Reality », *Econometrica*, 48(1) : 1-48