

### TP N°3

#### Exercice 1 :

On a deux séries, Y1 qui représente la demande et Y2 qui représente les prix. Nous allons estimer un modèle VAR.

#### Etape 1 : Test de racine unitaire pour déterminer l'ordre d'intégration des séries.

Le test ADF montre que les deux séries sont stationnaires en niveau, autrement dit, elles sont I(0).

Y1 et Y2 sont des processus DS sans dérive

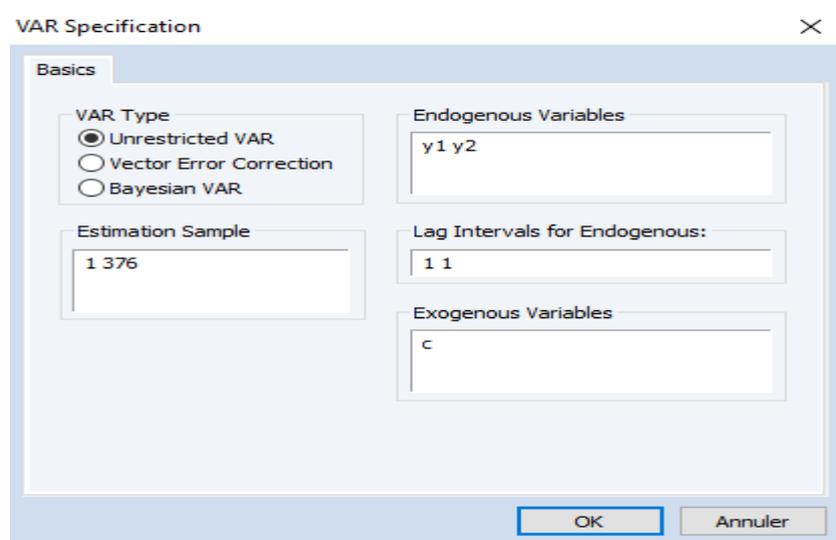
#### Etape 2 : Choix du nombre de retard optimal pour le modèle VAR (P).

Le nombre de retard se choisit selon les critères d'informations d'Akaike et Schwarz

#### Méthode 1 :

Quick → Estimate VAR → Saisir le nom des séries (Y1 Y2) → Cocher VAR → on commence par un retard P=1 → OK

Figure N° 1 : Procédure pour le choix du nombre de retard



Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

On prend les valeurs des critères d'Akaike et Schwarz.

On refait la même chose pour un retard P = 2, puis P = 3 et P = 4 et à chaque fois on prend les valeurs d'informations des critères AIC et SC.

Tableau N°1 : Les valeurs des critères d'information AIC et SC

p	1	2	3	4
Aic	20.97	20.96	20.97	21.01

Sc	21.03	21.06	21.12	21.20
----	-------	-------	-------	-------

Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

On choisit le retard P qui minimise les critères AIC et SC

Selon AIC, P=2 (puisque la valeur la plus faible des quatre est (20.96) et elle correspond à p=2)

Selon SC, P=1 (puisque la valeur la plus faible des quatre est (21.03) et elle correspond à p= 1)

**Dans ce cas de différence, on utilise le principe de parcimonie selon lequel il faut choisir la valeur de P la plus faible des deux.**

**Donc le nombre de retard optimal est P = 1 et notre modèle est VAR(1)**

**Méthode 2 :**

Estimer le modèle VAR : Quick → Estimate VAR → Saisir le nom des séries (Y1 Y2) → Cocher VAR → on commence par un retard P=1 → OK → View → Lag structure → Lag Length Criteria → introduire de nombre de retard maximum → OK

**Figure N°2 : Choix du nombre de retard pour le modèle VAR**

VAR Lag Order Selection Criteria  
 Endogenous variables: Y1 Y2  
 Exogenous variables: C  
 Sample: 1 376  
 Included observations: 368

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-3883.622	NA	5084742.	21.11751	21.13875	21.12595
1	-3853.504	59.74379	4411887.	20.97557	21.03929*	21.00088
2	-3843.817	19.11074*	4277623.*	20.94466*	21.05086	20.98685*
3	-3840.151	7.193126	4285413.	20.94647	21.09515	21.00554
4	-3839.715	0.850551	4369276.	20.96584	21.15700	21.04179

\* indicates lag order selected by the criterion  
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)  
 FPE: Final prediction error  
 AIC: Akaike information criterion  
 SC: Schwarz information criterion  
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

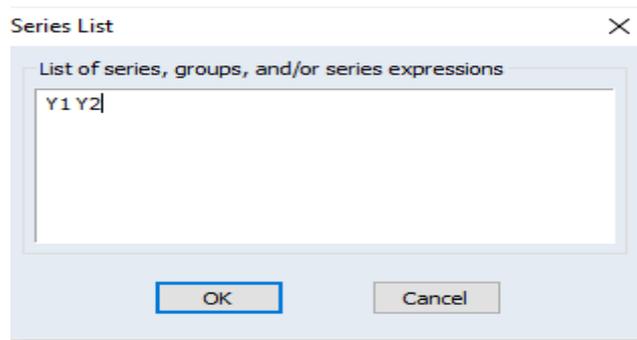
Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

Le même principe, on choisit le nombre de retard « p » qui minimise les valeurs d'Akaike et Schwarz

**Etape 3 : La causalité au sens de Granger**

Quick → Group statistics → Granger Causality Test → Saisir le nom des séries → OK

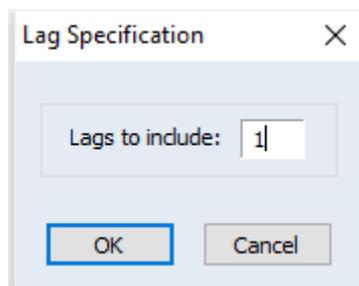
**Figure N° 3 : Procédure de la causalité de Granger**



Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

Saisir le nombre de retard optimal choisis dans l'étape 2 → OK

**Figure N°4 : Spécification du nombre de retard**



Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

Les résultats sont les suivants

**Tableau N°3 : Résultats de la causalité de Granger**

Pairwise Granger Causality Tests  
 Sample: 1 376  
 Lags: 1

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
Y2 does not Granger Cause Y1	371	4.38566	0.0369
Y1 does not Granger Cause Y2		24.5242	1.E-06

Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

### Interprétation

Le test de causalité est formulé sous les deux hypothèses suivantes :

- $\begin{cases} H_0: Y2 \text{ ne cause pas } Y1 \text{ au sens de Granger} \\ H_1: Y2 \text{ cause } Y1 \text{ au sens de Granger} \end{cases}$

**Règle de décision :**

**Si Probabilité < 0.05 ⇒ accepter H0**

**Si Probabilité > 0.05 ⇒ accepter H1**

Probabilité = 0.0369 < 0.05 → On accepte H1 → donc Y2 cause Y1 au sens de Granger.

- $\begin{cases} H_0: Y1 \text{ ne cause pas } Y2 \text{ au sens de Granger} \\ H_1: Y1 \text{ cause } Y2 \text{ au sens de Granger} \end{cases}$

Probabilité =  $1.1E-06 = 0.0000011 < 0.05 \rightarrow$  On accepte H1, Donc Y1 cause Y2 au sens de Granger.

Nous rejetons H0 dans les deux cas, Y2 cause Y1 et Y1 cause Y2. Nous avons un effet de boucle rétroactive (feedback). Le prix influence la demande et la demande influence le prix.

### Etape 3 : Estimation du modèle VAR(1)

Quick  $\rightarrow$  Estimate VAR  $\rightarrow$  Saisir le nom des séries, le nombre de retard optimal et cocher VAR  $\rightarrow$  OK

### Tableau N° 4 : Estimation du modèle VAR(1)

Vector Autoregression Estimates

Date: 01/30/21 Time: 22:13

Sample (adjusted): 2 372

Included observations: 371 after adjustments

Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

	Y1	Y2	
Y1(-1)	0.084288 (0.05455) [ 1.54517]	-0.159821 (0.03227) [-4.95219]	<p>← Estimation du paramètre</p> <p>← L'écart type</p> <p>← La statistique de Student</p>
Y2(-1)	-0.180512 (0.08620) [-2.09420]	0.220286 (0.05100) [ 4.31969]	
C	7.210467 (3.17138) [ 2.27360]	1.559287 (1.87626) [ 0.83106]	

Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

L'équation du modèle estimé est la suivante :

$$\hat{Y}_{1t} = 0.084Y_{1,t-1} - 0.180Y_{2,t-1} + 7.210$$

$$\hat{Y}_{2t} = -0.159Y_{1,t-1} + 0.220Y_{2,t-1} + 1.559$$

### Etape 4 : Tester la signification des paramètres

On compare la t-statistic à la t-tabulée

$$\begin{cases} H0: \beta = 0 \\ H1: \beta \neq 0 \end{cases}$$

Règle de décision :

Si  $t_c < t_t^{5\%} \Rightarrow$  **accepter H0**

Lorsque :  $N > 30 \rightarrow t_t^{5\%} = 1.96$

Si  $t_c > t_t^{5\%} \Rightarrow$  **accepter H1**

$1.54 < 1.96 \rightarrow$  on accepte H0  $\rightarrow$  Le paramètre  $Y_{1,t-1}$  dans l'équation 1 n'est pas significatif

$2.09 > 1.96 ; 4.95 > 1.96 ; 4.31 > 1.96 \rightarrow$  on rejette H0  $\rightarrow$  Le paramètre  $Y_{2,t-1}$  dans l'équation 1 et les paramètres  $Y_{1,t-1}, Y_{2,t-1}$  dans l'équation 2 sont significatifs.

- Y1 est expliqué uniquement par Y2 (les prix). La demande dépend uniquement des prix.
- Y2 est expliqué par Y1 et le passé de Y2 donc les prix dépendent des prix passés et de la demande.

### Etape 5 : La prévision

On calcule la prévision à un horizon de deux périodes

$$\hat{Y}_{1,373} = 0.084Y_{1,372} - 0.180Y_{2,372} + 7.210$$

$$\hat{Y}_{1,373} = 0.084(0) - 0.180(-7) + 7.210$$

$$\hat{Y}_{1,373} = 8.47$$

$$\hat{Y}_{2,373} = -0.159Y_{1,372} + 0.220Y_{2,372} + 1.559$$

$$\hat{Y}_{2,373} = -0.159(0) + 0.220(-7) + 1.559$$

$$\hat{Y}_{2,373} = 0.017$$

$$\hat{Y}_{1,374} = 0.084Y_{1,373} - 0.180Y_{2,373} + 7.210$$

$$\hat{Y}_{1,374} = 0.084(8.47) - 0.180(0.017) + 7.210$$

$$\hat{Y}_{1,374} = 7.92$$

$$\hat{Y}_{2,374} = -0.159Y_{1,373} + 0.220Y_{2,373} + 1.559$$

$$\hat{Y}_{2,374} = -0.159(8.47) + 0.220(0.017) + 1.559$$

$$\hat{Y}_{2,374} = 0.208$$

### Etape 6 : Décomposition de la variance

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

View  $\rightarrow$  Variance Decomposition

#### Tableau N°5 : Résultats de décomposition de la variance

Variance Decomposition of Y1:			
Period	S.E.	Y1	Y2
1	60.49828	100.0000	0.000000
2	61.21606	98.98482	1.015183
3	61.30708	98.89394	1.106065
4	61.31718	98.88356	1.116445
5	61.31831	98.88239	1.117609
6	61.31844	98.88226	1.117740
7	61.31845	98.88225	1.117755
8	61.31846	98.88224	1.117756
9	61.31846	98.88224	1.117757
10	61.31846	98.88224	1.117757

Variance Decomposition of Y2:			
Period	S.E.	Y1	Y2
1	35.79217	8.864569	91.13543
2	38.49840	17.40438	82.59562
3	38.77274	18.10411	81.89589
4	38.80363	18.18269	81.81731
5	38.80709	18.19149	81.80851
6	38.80748	18.19248	81.80752
7	38.80753	18.19259	81.80741
8	38.80753	18.19261	81.80739
9	38.80753	18.19261	81.80739
10	38.80753	18.19261	81.80739

Cholesky Ordering: Y1 Y2	
--------------------------	--

Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

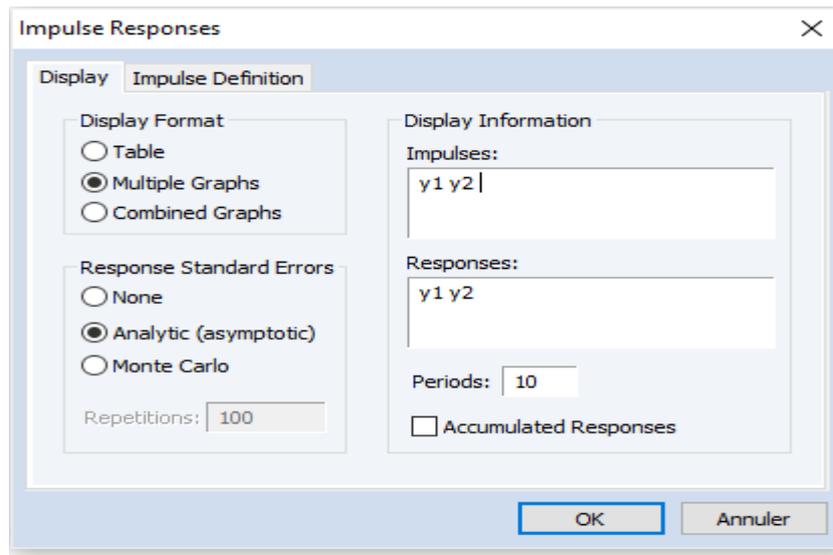
La variance de l'erreur de prévision de Y1 est due pour 81.88% à ses propres innovations et pour 18.19 à Y1. Donc, la demande a une influence non négligeable sur les prix.

### **Étape 7 : Analyse des réponses impulsionnelles**

L'analyse impulsionnelle va permettre de déterminer l'influence d'un choc relié à l'évolution d'une des variables sur les autres variables du système.

View → Impulse Response

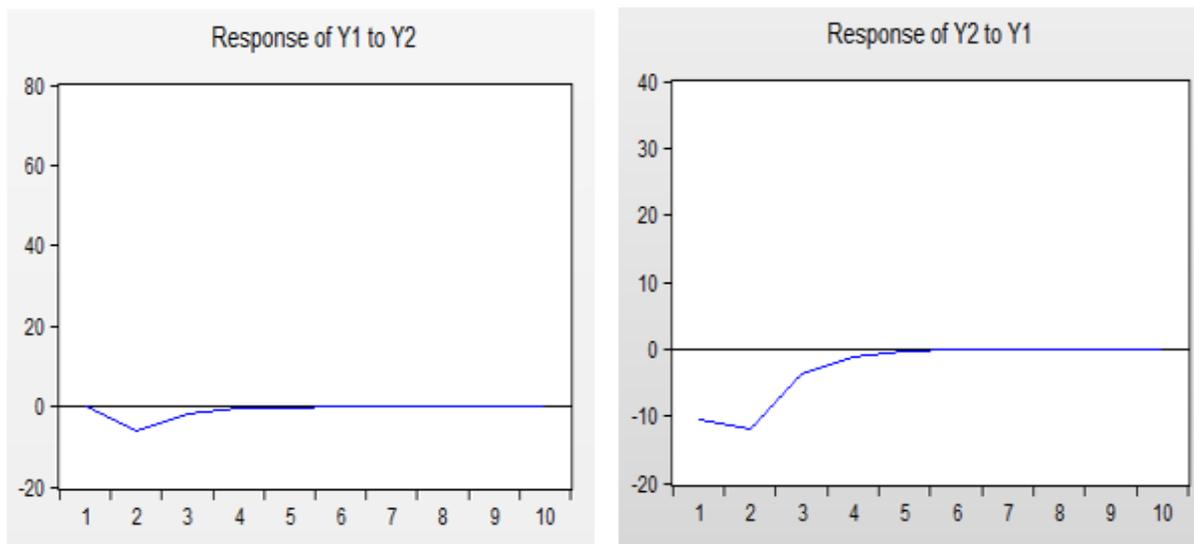
**Figure N°5: Procédure des réponses impulsionnelles**



Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

Les figures suivantes retracent les fonctions de réponse impulsionnelle. L'effet du choc est étudié sur une période de 10 ans.

**Figure N°6 : Les réponses impulsionnelles**



Source : Réalisé par l'auteur avec le logiciel Eviews 9

Un choc sur Y1 se répercute sur Y2. En effet, un choc sur la demande se traduit par un effet négatif sur les prix durant la première année, puis positif au cours de la deuxième année pour s'amortir à la cinquième année.