

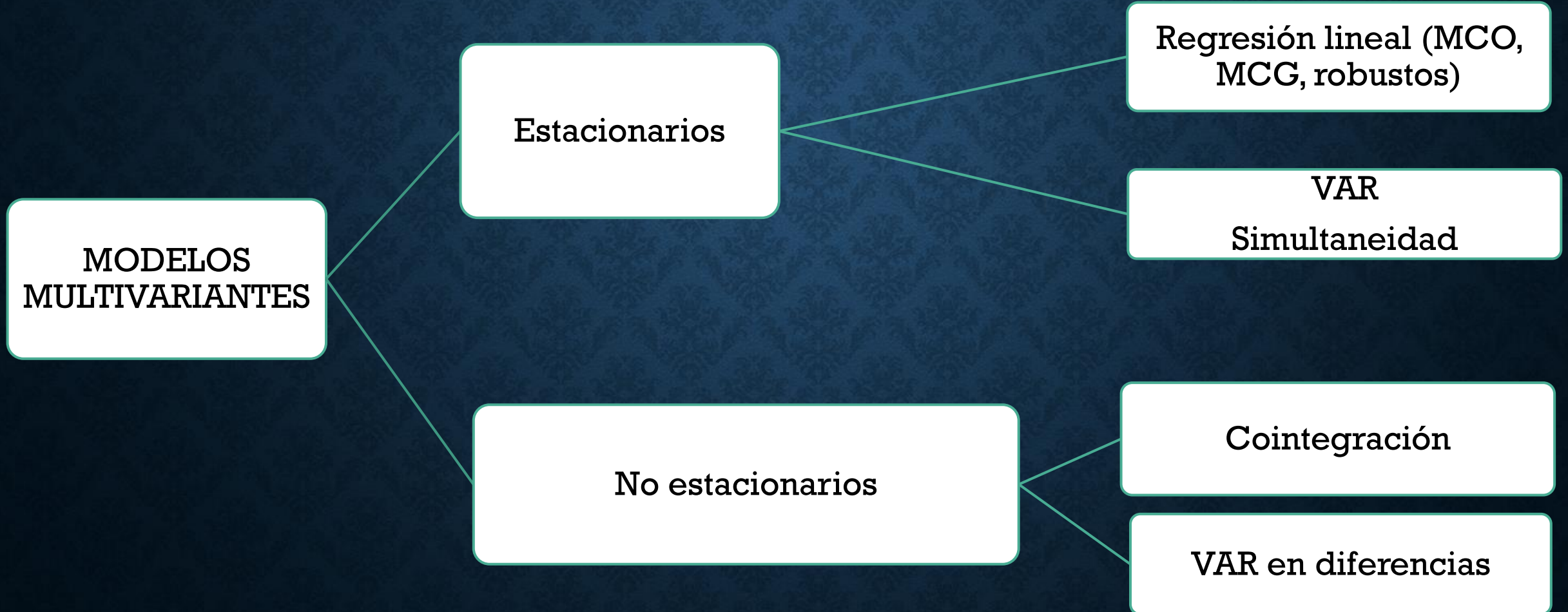
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL CHIMBORAZO

MODELOS DE PREDICCIÓN VAR

Patricia Hernández, PhD

MODELIZACIÓN
ECONÓMICA

MODELOS PROCESOS ESTOCÁSTICOS



MODELOS MULTIVARIANTES

ESTACIONARIEDAD

- Las variables son estacionarias
- No implica simultaneidad
- Se puede emplear MCO o ajustar por MCG o robustos
- No se pierden observaciones porque no se requiere diferenciar
- Deben validarse los supuestos (Teorema de Gauss Markov)
- Debe seleccionarse el modelo con los menores valores en los criterios de información

VECTORES AUTORREGRESIVOS

- Las variables son estacionarias
- Interacciones simultáneas entre variables – *SIMULTANEIDAD en la relación teórica*
- Ecuaciones simultáneas de forma reducida (los valores de las variables no aparecen, sino sus rezagos)
- Ecuaciones sin restringir (aparecen las mismas variables rezagadas en cada ecuación)
- Se podrían incluir variables determinísticas como exógenas, que impliquen tendencia, estacionalidad o impulso

VECTORES AUTORREGRESIVOS

USOS

- Cuando se evidencia posible simultaneidad y sus relaciones duran más de un período (se transmiten a largo plazo)
- Es muy difícil determinar cual de las variables es la exógena

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Dado un modelo estructural en el cual se incluyen las variables en el momento “t”

$$y_{1t} = \alpha_{10} + \alpha_{11} y_{2t} + \alpha_{12} y_{1t-1} + \alpha_{13} y_{2t-1} + \varepsilon_{1t}$$

$$y_{2t} = \alpha_{20} + \alpha_{21} y_{1t} + \alpha_{22} y_{1t-1} + \alpha_{23} y_{2t-1} + \varepsilon_{2t}$$

Es muy difícil estimar este modelo porque y_{1t} y y_{2t} están como explicativas, deberían emplearse variables instrumentales o estimar el modelo de la forma reducida

$$y_{1t} = \beta_{10} + \beta_{11} y_{1t-1} + \beta_{12} y_{2t-1} + u_{1t}$$

$$y_{2t} = \beta_{20} + \beta_{21} y_{1t-1} + \beta_{22} y_{2t-1} + u_{2t}$$

Esto es un VAR (1) pueden haber más rezagos

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Supuestos del modelo VAR

- Los residuos (innovaciones) se distribuyen como normal
- La varianza de los residuos es constante (homocedástica)
- La covarianza entre los residuos hoy y los residuos pasados es cero, no hay autocorrelación. Se debe incluir tanto residuos de las variables del modelo hasta que desaparezca la autocorrelación
- Parámetros lineales y constantes en el tiempo

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Consideraciones para la estimación de un modelo VAR

- El modelo tiene tantas ecuaciones como variables
- Todas las variables explicativas son iguales en cada ecuación
- No se deben excluir variables explicativas en alguna ecuación, aunque sea no significativa, pues el modelo pierde precisión
- No tiene sentido la interpretación de los coeficientes, porque se busca comprender la relación a largo plazo. No se analiza ni los coeficientes ni R^2

VECTORES AUTORREGRESIVOS

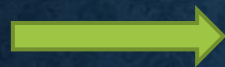
Metodología para la estimación de un modelo VAR

Autocorrelación

Normalidad

Heterocedasticidad

Estabilidad



Especificación (número
de rezagos óptimos)



Estimación



Prueba de especificación del Modelo

- Pronóstico
- Cointegración

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Especificación del modelo VAR

- Se debe minimizar el número de rezagos, porque se pierden muchos grados de libertad y se sobreparametriza el modelo
- Opción 1: examinar la autocorrelación de los residuos, se debe eliminar al llegar al número óptimo de rezagos.
- Opción 2: emplear los criterios de información (AIC, BIC y HQ), se estiman para cada modelo con diferentes números de rezagados y se escoge el que tenga menores valores de AIC, BIC y HQ

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Causalidad de Granger

- Determina si las variables explicativas causan a la endógena de la ecuación
- H_0 : El bloque de variables explicativas (rezagos) NO causa a la variable Y_t
- Se busca rechazar la H_0

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Funciones impulso respuesta

- El análisis que se realiza es el de impulso respuesta en lugar de los coeficiente
- Se genera un shock que es recogido por la innovación y se ve como afecta a la variable hoy y en el futuro, y hasta cuando durará el efecto
- Los gráficos muestran las respuestas a través del tiempo de una variable impulso en las innovaciones

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Descomposición de varianza

- Es la contribución de la innovación (errores) en el error cuadrático medio
- Dice qué proporción de los movimientos (variabilidad), en yt son explicados por sus propios shocks (rezagos) y qué proporción son explicados por los shocks (rezagos) de otras variables
- Se debe comenzar colocando la variable más endógena para la estimación, la última será la más exógena

VECTORES AUTORREGRESIVOS

DISCUSIÓN VAR o VECM

Si las series son $I(1)$, ¿hay que diferenciarlas para estimar el VAR?
Hay un debate respecto:

NO:

Algunos aconsejan no diferenciar las series, porque se pierde información, alegando que la meta del VAR es determinar relaciones entre variables, no los parámetros mismos.

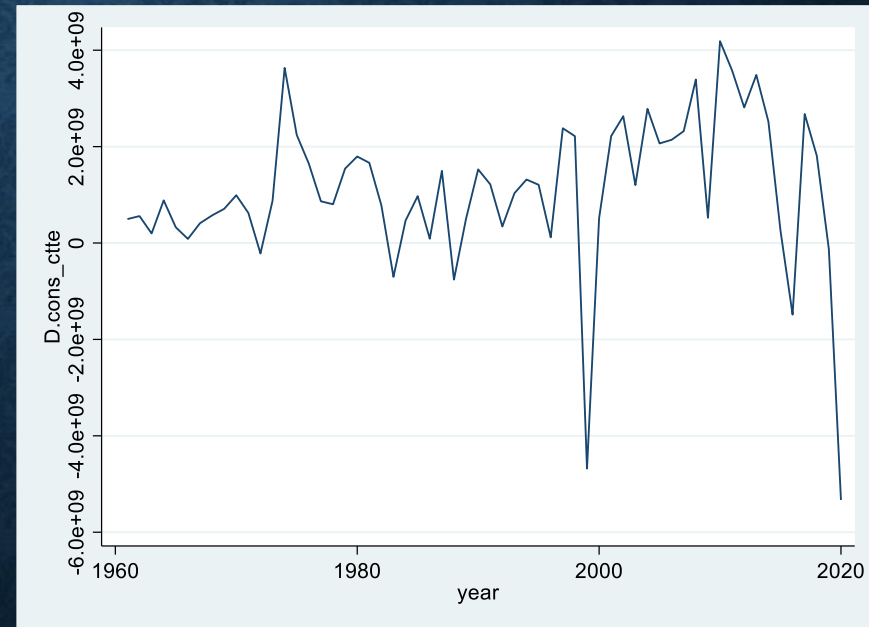
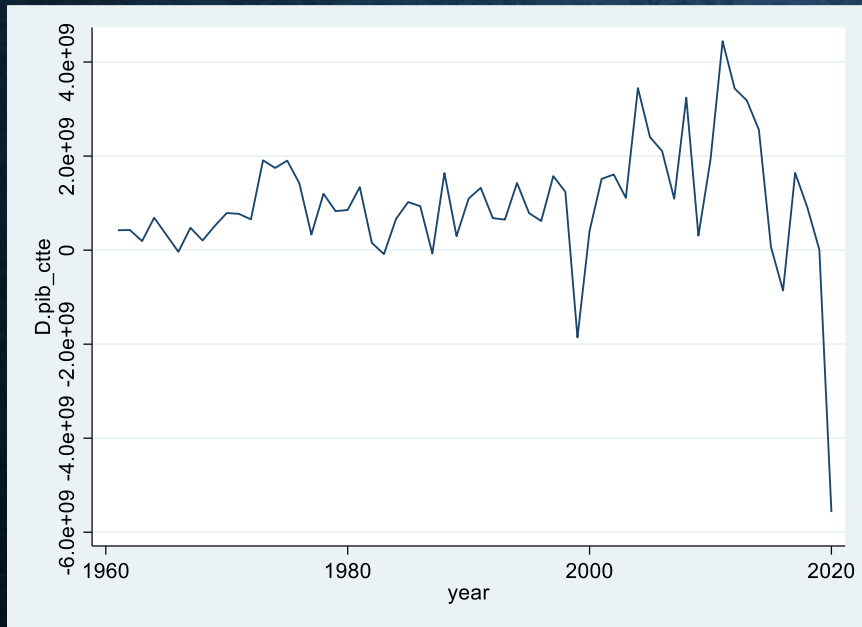
SÍ:

Otros advierten que si las series son integradas, el VAR en niveles no es consistente con el proceso generador de datos. En este caso se aconseja estudiar la cointegración de las series $\Rightarrow$ VECM

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Ejemplo: Modelo de PIB y Consumo

Paso 1: Estacionariedad de las variables



VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 1: Estacionariedad de las variables---- NO SON

```
. dfuller p1b_ctte
```

Dickey-Fuller test for unit root

Number of obs = 60

Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller			
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
Z(t)	0.554	-3.566	-2.922	-2.596

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.9864

```
. dfuller cons_ctte
```

Dickey-Fuller test for unit root

Number of obs = 60

Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller			
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
Z(t)	0.556	-3.566	-2.922	-2.596

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.9865

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 2: Estacionariedad de las primeras diferencias

Dickey-Fuller test for unit root		Number of obs = 59		
		Interpolated Dickey-Fuller		
	Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
	Z(t)	-3.137	-3.567	-2.596
MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0239				

Dickey-Fuller test for unit root		Number of obs = 59		
		Interpolated Dickey-Fuller		
	Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
	Z(t)	-4.648	-3.567	-2.596
MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0001				

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 3: Especificación – Se parte de escoger 1 rezago

```
. varsoc d.pib_ctte d.cons_ctte
```

Selection-order criteria

Sample: 1965 - 2020

Number of obs = 56

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-2489.12				1.5e+36	88.9686	88.9967	89.041*
1	-2482.63	12.989*	4	0.011	1.4e+36*	88.8796*	88.9637*	89.0966
2	-2479.6	6.0628	4	0.195	1.4e+36	88.9142	89.0544	89.2758
3	-2479.17	.84804	4	0.932	1.6e+36	89.0419	89.2382	89.5482
4	-2476.16	6.0231	4	0.197	1.7e+36	89.0772	89.3296	89.7282

Endogenous: D.pib_ctte D.cons_ctte

Exogenous: _cons

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 4: Estimación

```
. var a.pib_ctte a.cons_ctte,lags (1)
```

Vector autoregression

Sample: 1962 - 2020	Number of obs	=	59
Log likelihood = -2612.652	AIC	=	88.76787
FPE = 1.22e+36	HQIC	=	88.85034
Det(Sigma_ml) = 9.96e+35	SBIC	=	88.97914

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
Δ_pib_ctte	3	1.3e+09	0.1696	12.04717	0.0024
Δ_cons_ctte	3	1.6e+09	0.1217	8.172813	0.0168

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Δ_pib_ctte						
pib_ctte						
LD.	.3410788	.2598957	1.31	0.189	-.1683073	.850465
cons_ctte						
LD.	.1613915	.1985374	0.81	0.416	-.2277346	.5505177
_cons	4.18e+08	2.31e+08	1.81	0.070	-3.43e+07	8.71e+08
Δ_cons_ctte						
pib_ctte						
LD.	.5930683	.3184068	1.86	0.063	-.0309976	1.217134
cons_ctte						
LD.	-.0593492	.2432348	-0.24	0.807	-.5360806	.4173822
_cons	5.14e+08	2.83e+08	1.82	0.069	-4.05e+07	1.07e+09

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 5: Correcta especificación

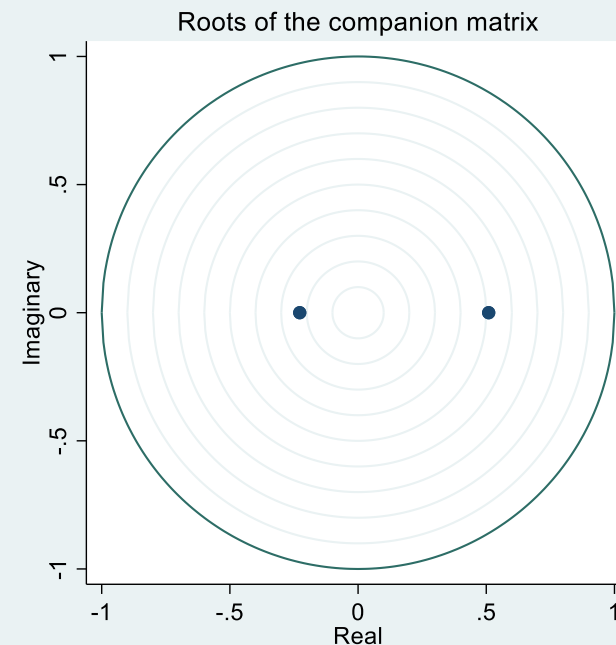
Todos los eigenvalue deben estar dentro del círculo unitario, en este caso si se satisface la condición de estabilidad. Los eigenvalues (valores propios son aquellos que permiten que la matriz sea singular. es decir, invertible). En el modelo VAR es necesario que las raíz de estos valores sean menores a 1 para que el modelo sea estable

```
. varstable, graph
```

Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
.5093778	.509378
-.2276482	.227648

All the eigenvalues lie inside the unit circle.
VAR satisfies stability condition.



VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 5: Correcta especificación – autocorrelación de los errores

Lagrange-multiplier test

lag	chi2	df	Prob > chi2
1	5.7881	4	0.21554
2	6.0959	4	0.19210

H0: no autocorrelation at lag order

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 5: Test de causalidad de Granger

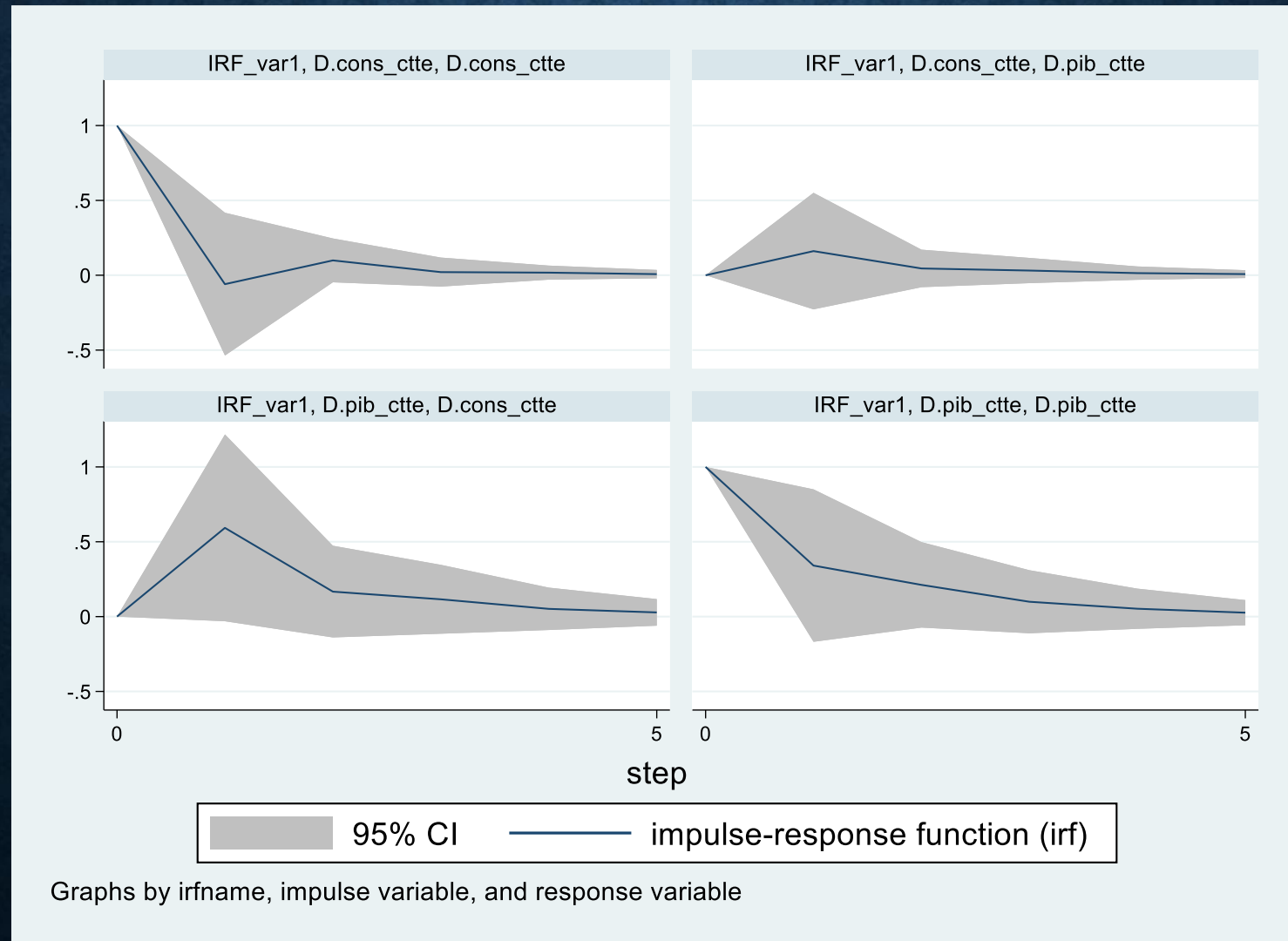
Granger causality Wald tests

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
D_pib_ctte	D.cons_ctte	.66081	1	0.416
D_pib_ctte	ALL	.66081	1	0.416
D_cons_ctte	D.pib_ctte	3.4693	1	0.063
D_cons_ctte	ALL	3.4693	1	0.063

Se rechaza H_0 en el caso de que el pib causa al consumo, pero en el caso del consumo se acepta la no causalidad

VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 5: Función impulso respuesta



VECTORES AUTORREGRESIVOS

Paso 5: Descomposición de varianza de Cholesky

Results from IRF_var1

step	(1) fevd	(2) fevd	(3) fevd	(4) fevd
0	0	0	0	0
1	1	.726929	0	.273071
2	.991597	.769501	.008403	.230499
3	.991392	.776908	.008608	.223092
4	.991205	.779087	.008795	.220913
5	.991175	.779613	.008825	.220387

- (1) irfname = IRF_var1, impulse = D.pib_ctte, and response = D.pib_ctte
- (2) irfname = IRF_var1, impulse = D.pib_ctte, and response = D.cons_ctte
- (3) irfname = IRF_var1, impulse = D.cons_ctte, and response = D.pib_ctte
- (4) irfname = IRF_var1, impulse = D.cons_ctte, and response = D.cons_ctte

EJERCICIO 3_1
PIB - CONSUMO
EJERCICIO 3_2
DESERCIÓN