

El COVID-19 y su impacto en las estimaciones macroeconómicas: evidencia empírica de Perú

Diego Gonzales Juan Diego Linares

PUCP

XLII Encuentro de Economistas del BCRP

Octubre 2024

Tabla de Contenidos

- 1 Introducción
- 2 Revisión de literatura
- 3 Metodología
- 4 Resultados
- 5 Conclusiones

Introducción

- Contracción de la producción mundial en 3.3 %
- El PBI peruano se contrajo en 11 %
- Objetivo: evaluar el impacto de la inclusión del período COVID-19 en las estimaciones con modelos de series de tiempo para determinar si introduce distorsiones significativas en las estimaciones.

1 Introducción

2 Revisión de literatura

3 Metodología

4 Resultados

5 Conclusiones

Revisión de literatura

- Lenza y Primiceri (2020)
 - Modelan los shocks del período COVID-19 explícitamente y concluyen que eliminar dichas observaciones es adecuado para estimar parámetros, pero subestima la incertidumbre en las predicciones.
- Ng (2021)
 - Utiliza indicadores como hospitalizaciones y muertes, y encuentra que el impacto de la pandemia tuvo efectos persistentes, por lo que recomienda modelar exógenamente las observaciones de la pandemia como valores atípicos.
- Carriero et al (2022)
 - Modelan con BVAR-SV, SVO y SVO-t, y encuentran que la homocedasticidad distorsiona los pronósticos y que los modelos con volatilidad estocástica generan mejores resultados, destacando el BVAR-SVO-t.

Revisión de literatura

- Ho (2023)
 - El modelo TVP-VAR-SV produce pronósticos más precisos que el VAR y el VAR-SV.
- Hartwig (2024)
 - Recomienda tratar al período COVID-19 como un evento atípico y propone una calibración robusta con MAD(qReg) para mejorar el ajuste.

1 Introducción

2 Revisión de literatura

3 Metodología

4 Resultados

5 Conclusiones

Metodología

■ CVAR (benchmark)

$$y_t = c + \sum_{i=1}^L A_i y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, V) \quad (1)$$

donde y_t es el vector de variables endógenas, c es un vector de constantes, A_i son las matrices que contienen a los parámetros de la forma reducida, y_{t-i} es el vector de rezagos de las variables endógenas y ε_t es el vector de los errores o innovaciones de la forma reducida.

Metodología

- BVAR con restricciones residuales

$$By_t = Bc + \sum_{i=1}^L BA_i y_{t-i} + w_t \quad (2)$$

donde B es la matriz de parámetros estructurales, $w_t = B\varepsilon_t$ y $w_t \sim \mathcal{N}(0, I)$. Las restricciones de signo se colocan sobre $w_{1,t}$.

- Prior Normal-Wishart independiente con una contracción tipo Minnesota respecto a la matriz de varianzas y covarianzas.
- Varianza única para los interceptos $v_{ii,A} = 100$.
- Varianzas decrecientes para los parámetros de rezago ($v_{ii,A} = k_1 \cdot l^{-2}$ para los l rezagos propios y $v_{ii,A} = k_1 \cdot l^{-2} \cdot \frac{\hat{\sigma}_{ii}^2}{\hat{\sigma}_{jj}^2}$ para los rezagos de otras variables).

Metodología

■ CVAR-SV

$$\varepsilon_t = R_t^{1/2} \xi_t, \quad (3)$$

donde ξ_t es un vector aleatorio normal estándar.

$$R_t = B^{-1} H_t B^{-1'}, \quad (4)$$

$$H_t = \begin{pmatrix} h_{1t} & 0 & 0 \\ 0 & h_{2t} & 0 \\ 0 & 0 & h_{3t} \end{pmatrix}, \quad (5)$$

$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \beta_{21} & 1 & 0 \\ \beta_{31} & \beta_{32} & 1 \end{pmatrix}. \quad (6)$$

$$\ln h_{it} = \ln h_{it-1} + \sigma_i \eta_{it}. \quad (7)$$

Metodología

■ CVAR con quiebre estructural

$$y_t = c + \sum_{i=1}^L A_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^L A'_i 1_{(t \geq T)} y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (8)$$

donde las matrices A'_i contienen los parámetros de la forma reducida que captura el cambio en la pendiente pasado el punto de quiebre. La función $1_{(t \geq T)}$ adopta el valor para todo $T = 2020m3$.

Metodología

■ TVP-VAR-SV

$$y_t = c_t + B_{1,t}y_{t-1} + \dots + B_{i,t}y_{t,s} + A_t^{-1}\Sigma_t\varepsilon_t, \quad V(\varepsilon_t) = I_n \quad (9)$$

$$A_t = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ a_{21,t} & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ a_{k1,t} & \dots & a_{k,k-1,t} & 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

y Σ_t es la matriz diagonal

$$\Sigma_t = \begin{pmatrix} h_{1,t} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & h_{k,t} \end{pmatrix} \quad (11)$$

Metodología

■ TVP-VAR-SV

Así, el modelo puede ser escrito de la siguiente manera

$$y_t = X_t' B_t + A_t^{-1} \Sigma_t \varepsilon_t, \quad t = s + 1, \dots, n \quad (12)$$

$$X_t' = I_n \otimes [1, y_{t-1}', \dots, y_{t-k}']$$

donde B_t , A_t y Σ_t son parámetros cambiantes en el tiempo.

$$B_t = B_{t-1} + \nu_t, \quad (13)$$

$$a_t = a_{t-1} + \zeta_t, \quad (14)$$

$$\ln h_t = \ln h_{t-1} + \eta_t \quad (15)$$

$$B_t \sim N(\mu_{B_0}, \Sigma_{B_0}) \quad (16)$$

$$a_t \sim N(\mu_{a_0}, \Sigma_{a_0}) \quad (17)$$

$$h_t \sim N(\mu_{h_0}, \Sigma_{h_0}) \quad (18)$$

1 Introducción

2 Revisión de literatura

3 Metodología

4 Resultados

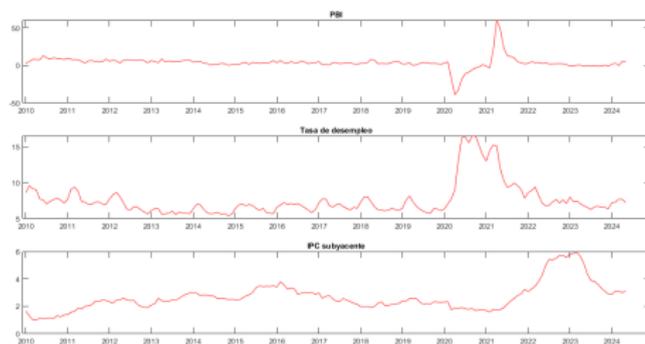
5 Conclusiones

Datos

Entre 2010m1 y 2024m5

- Crecimiento del PBI
- Tasa de desempleo
- IPC subyacente

Datos



- Crecimiento del PBI: caída en 2020 debido al COVID-19, con una recuperación en 2021. Se ha estabilizado alrededor del 4.5 % previo a la pandemia.
- Tasa de desempleo: promedio de 6.79 % hasta 2020. Promedia 9.45 % desde mediados de 2022.
- IPC subyacente: Tras el COVID-19, el promedio subió a 3.28 % desde 2.40 %. Actualmente se encuentra en el rango meta.

Resultados

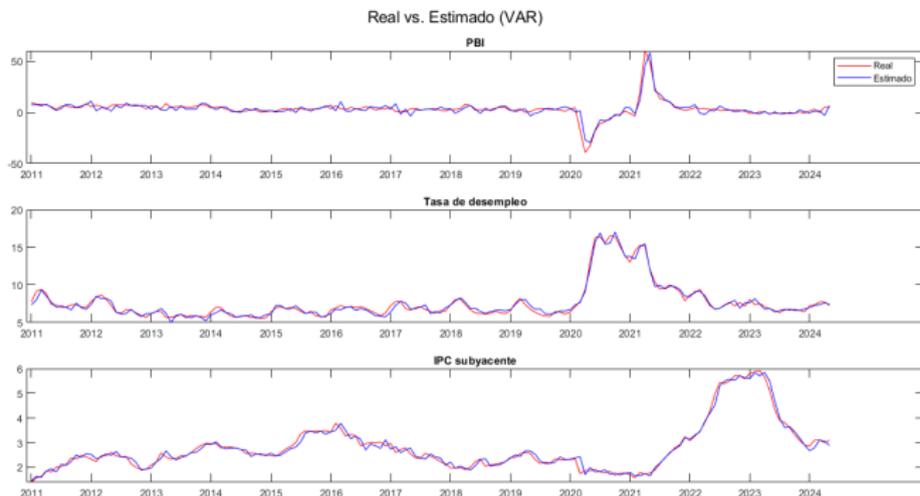


Figura: Estimación con CVAR. Elaboración propia.

Resultados

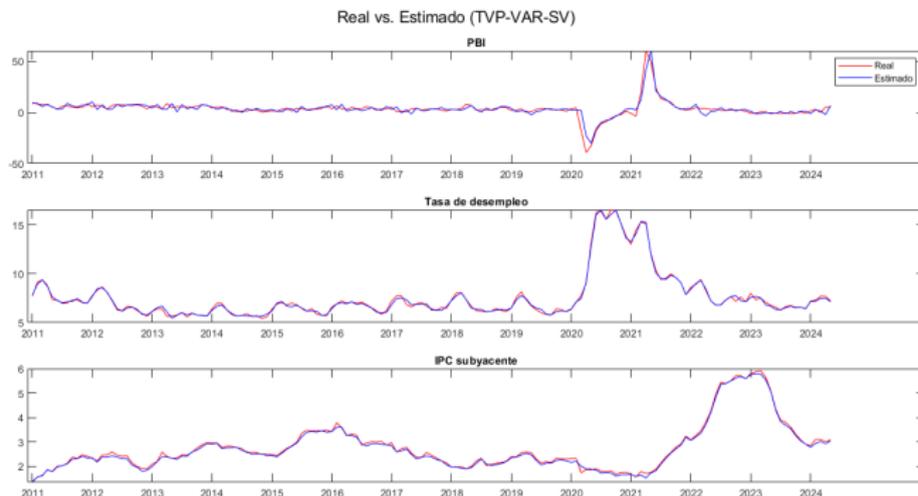


Figura: Estimación con TVP-VAR-SV. Elaboración propia.

Resultados

Modelo	AIC	Ranking	BIC	Ranking
CVAR	1066.86	4	1408.89	4
CVAR con quiebre estructural	795.85	3	1137.89	3
BVAR con restricciones residuales de signo	1216.79	7	1558.83	6
TVP-VAR	724.59	2	1066.6	2
BVAR con restricciones residuales de signo y quiebre estructural	1146.74	6	1488.77	5
VAR-SV	1120.25	5	1562.29	7
TVP-VAR-SV*	586.20	1	928.24	1

Cuadro: Métricas de desempeño para los modelos utilizados. Elaboración propia.

- Esto sugiere que el shock del COVID-19 no puede ser capturado solo con volatilidad estocástica. El shock distorsiona las estimaciones de tal forma que los parámetros no son estables en el tiempo.

Resultados

Modelo	AIC	Ranking	BIC	Ranking
CVAR	733.50	5	1075.54	5
BVAR con restricciones residuales de signo	717.99	4	1060.03	4
TVP-VAR	349.12	2	691.15	2
VAR-SV	486.06	3	828.10	3
TVP-VAR-SV	207.05	1	549.09	1

Cuadro: Métricas de desempeño para los modelos utilizados con el período pre pandemia. Elaboración propia.

- Todos los modelos superan en desempeño al benchmark cuando se utilizan las observaciones previas al período COVID-19, lo cual muestra que la inclusión de dicho período afecta notablemente las estimaciones.

Resultados

	PBI	TD	IPC
CVAR	15.8 %	0.19 %	0.03 %
BVAR-SR	21.67 %	0.28 %	0.04 %
CVAR-SV	70.65 %	0.78 %	0.03 %
CVAR-SB	8.29 %	0.09 %	0.02 %
BVAR-SR-SB	19.10 %	0.03 %	0.22 %
TVP-VAR-SV	34.61 %	0.03 %	0.19 %

Cuadro: Volatilidades durante el período COVID-19. Elaboración propia.

1 Introducción

2 Revisión de literatura

3 Metodología

4 Resultados

5 Conclusiones

Conclusiones

- Solo los modelos con quiebre estructural y el de parámetros cambiantes en el tiempo logran capturar los efectos del shock del COVID-19.
- El shock del COVID-19 tiene efectos estructurales que no pueden ser capturados únicamente en términos de volatilidad.
- Se recomienda el uso de modelos con flexibilidad en los parámetros para estimaciones que incluyan al período COVID-19.

Bibliografía

- Carriero, A., Clark, T. E., Marcellino, M., y Mertens, E. (2022). *Addressing COVID-19 outliers in BVARs with stochastic volatility*. Discussion Paper 13/2022, Deutsche Bundesbank.
- Hartwig, B. (2024). Bayesian VARs and prior calibration in times of COVID-19. *Studies in Non-linear Dynamics Econometrics*, 28(1), 1-24.
- Ho, P. (2023). Forecasting in the absence of precedent. *Journal of Economic Surveys*, 37(3), 1033-1058.
- Lenza, M., y Primiceri, G. (2020). *How to Estimate a VAR after March 2020*. Working Paper 27771, NBER.
- Ng, S. (2021). *Modeling Macroeconomic Variations after Covid-19*. Working Paper 29060, NBER.