

La dinámica temporal entre el INPC, IGAE, IPI y el tipo de cambio mediante un modelo VAR

García Rodríguez. L.A.

Resumen

Esta investigación explora la interacción dinámica entre cuatro indicadores macroeconómicos relevantes en México: el Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC), el Indicador Global de la Actividad Económica (IGAE), el Índice mensual de la producción industrial (IPI) y el Tipo de Cambio (TC), utilizando un enfoque de Vectores Autorregresivos (VAR). Abarcando el periodo de 2000 a 2023, se analizan las series de tiempo para entender cómo las variaciones en un indicador pueden influir en los otros. Se descubre que el INPC, IGAE e IPI tienen una correlación significativa y presentan pronósticos cercanos a los valores reales, mientras que el TC muestra una mayor discrepancia en sus pronósticos. El modelo revela la importancia de considerar eventos extraordinarios en la modelación de series económicas y sugiere que las políticas económicas deben ser adaptativas y considerar las interconexiones entre estos indicadores.

Índice

1. Introducción	3
1.1. Objetivo	3
2. Revisión de la Literatura	3
2.1. Volatilidad de la inflación y crecimiento del producto: el caso de México 1993-2011	3
2.2. Volatilidad cambiaria y el efecto pass-through sobre los precios en México	4
2.3. Inflación Básica: Una Estimación Basada en Modelos VAR Estructurales .	5
3. Marco teórico	5
4. Metodología	6
5. Estimación del modelo y Análisis	7
5.1. Análisis Exploratorio de datos	7
5.2. Conjunto de entrenamiento y prueba	9
5.3. Prueba de estacionariedad	9
5.4. Construcción del modelo VAR	11
5.5. Causalidad de Granger	12
5.6. Diagnostico del modelo	14
5.7. Rendimiento del modelo	20
6. Conclusiones y recomendaciones	25
7. Referencias	27

1. Introducción

Comprender las dinámicas y relaciones entre diversos indicadores macroeconómicos, es de gran importancia para realizar proyecciones y formular políticas eficaces. En esta investigación se exploran las interconexiones en el tiempo entre los que la investigación considera cuatro pilares clave de la economía mexicana: el Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC), que refleja la evolución de los precios y es esencial para entender la inflación; el Indicador Global de la Actividad Económica (IGAE), que proporciona una perspectiva general del desempeño económico; el Índice de Producción Industrial (IPI), que mide el pulso de la industria y su aporte al crecimiento económico; y el Tipo de Cambio (TC), un indicador que influye en la balanza comercial y la estabilidad financiera. La investigación, evalúa la capacidad que tienen dichos indicadores para poder predecirse con eficiencia en el tiempo mutuamente.

1.1. Objetivo

El objetivo de este estudio, es determinar si estas variables empleadas pueden ser útiles para modelar y predecir el comportamiento de las demás, esperando que puedan proporcionar una visión integral que pueda servir de guía para la toma de decisiones de políticas públicas y estrategias económicas. El análisis no solo es relevante para los formuladores de políticas y los economistas, sino también para inversionistas, empresarios y el público en general.

El periodo de estudio abarca un período desde el año 2000 hasta 2022, permitiendo así alimentar al modelo de mas información para mejorar sus pronósticos en cada variable. Se adopta un enfoque metodológico basado en el modelo de Vectores Autor regresivos (VAR), el cual puede ayudar a capturar estas interrelaciones entre variables

2. Revisión de la Literatura

2.1. Volatilidad de la inflación y crecimiento del producto: el caso de México 1993-2011

Autores: Rodolfo Cermeño y Nahieli Vasquez Feregrino

Metodología de modelación: Se emplea un modelo GARCH bivariado para investigar la relación entre la inflación, su volatilidad y el crecimiento del producto en México durante el período 1993-2011.

VARIABLES USADAS: Tasas de inflación y crecimiento del producto.

En esta investigación se encontró que niveles más altos de inflación están asociados con mayor volatilidad, y esta volatilidad inflacionaria tiene un impacto negativo en el crecimiento económico. Esto sugiere que políticas dirigidas a reducir la inflación podrían beneficiar el crecimiento económico mediante la disminución de la volatilidad inflacionaria.

La investigación aporta evidencia empírica sobre cómo la volatilidad inflacionaria afecta negativamente el crecimiento económico en México, respaldando la importancia de políticas de estabilidad de precios para el desarrollo económico. (*Cermeño, R., Vasquez Feregrino, N., 2012*)

2.2. Volatilidad cambiaria y el efecto pass-through sobre los precios en México

Autor: Jorge Ignacio Rodríguez Carranza

Metodología de modelación: Se utiliza un modelo VEC (Vector de Corrección de Error) para analizar las funciones de impulso-respuesta y la descomposición de varianza de los precios durante períodos de alta y baja volatilidad cambiaria.

VARIABLES USADAS: Tipo de cambio, precios al importador, al productor y al consumidor en México.

Se encontró evidencia de un traspaso incompleto del tipo de cambio a los precios en el corto plazo, tanto en períodos de alta como de baja volatilidad. Durante períodos de alta volatilidad, se observó un incremento en la magnitud de la respuesta de los precios a las variaciones del tipo de cambio. Los precios de importación fueron los menos afectados, mientras que los precios al productor resultaron ser los más sensibles a las variaciones cambiarias.

La investigación aporta una comprensión detallada de cómo la volatilidad cambiaria influye en el traspaso del tipo de cambio a diferentes niveles de precios en México. (Rodríguez Carranza, J. I., 2018)

2.3. Inflación Básica: Una Estimación Basada en Modelos VAR Estructurales

Autores: Luis F. Melo V. y Franz A. Hamann S.

Metodología de modelación: Se emplea un modelo VAR estructural (SVAR) con restricciones dinámicas basadas en la hipótesis de neutralidad del dinero a largo plazo para estimar la inflación básica en Colombia.

Variables usadas: Inflación y producción (PIB).

La investigación concluye que la inflación básica, definida como aquella que no afecta la producción en el mediano y largo plazo, puede ser estimada eficazmente mediante modelos SVAR. Destaca la importancia de la neutralidad del dinero a largo plazo en la determinación de la inflación básica.

Ofrece una metodología alternativa y más precisa para medir la inflación básica, superando las limitaciones de las medidas tradicionales y reflejando mejor la teoría económica y la realidad del ciclo económico colombiano. (Melo, L. F., Hamann, F. A. s.f)

3. Marco teórico

El INPC es una medida que refleja el cambio promedio en los precios de una canasta de bienes y servicios representativa del consumo de los hogares en un país. (INEGI) Es un indicador clave para medir la inflación, que es el aumento generalizado y sostenido de los precios en una economía. En la teoría económica, la inflación se asocia con la pérdida del poder adquisitivo de la moneda y tiene múltiples causas, como pueden ser el aumento en la demanda de bienes, el incremento de costos de producción, o políticas monetarias expansivas.

El IGAE es un indicador que mide el desempeño de la actividad económica en un país. Funciona como un aproximado mensual del Producto Interno Bruto (PIB).(INEGI) Este indicador es crucial para entender el crecimiento o la contracción de la economía en el corto plazo. En la teoría económica, factores como la inversión, el consumo, las exportaciones y las políticas gubernamentales pueden influir en el IGAE.

El IPI (Indicador mensual de la actividad industrial) mide el desempeño de la industria, incluyendo sectores como manufactura, minería, electricidad y agua. Este índice es un indicador clave del sector industrial de un país y su contribución al PIB. (INEGI) Cambios en el IPI pueden ser indicativos de la salud económica del sector industrial y se ven influenciados por factores como la demanda global, la innovación tecnológica, y las políticas industriales y comerciales.

El Tipo de cambio es el precio de una moneda en términos de otra. En el caso de México, suele referirse al precio del peso mexicano en relación con el dólar estadounidense. (BANXICO) El TC es crucial para el comercio exterior y la política económica. Factores que lo afectan incluyen las diferencias en inflación entre países, diferencias en tasas de interés, balanza de pagos, estabilidad política y económica, y expectativas del mercado.

Las relaciones entre dichas variables son complejas y multidireccionales. Por ejemplo, un aumento en la inflación (INPC) podría llevar a un incremento en las tasas de interés, afectando el TC. A su vez, un TC volátil puede impactar los costos de importación, influyendo en el INPC y el IPI. El IGAE, como medida de la actividad económica, es influenciado por y a su vez influye en estas variables, reflejando el estado general de la economía.

La aplicación de un modelo VAR permitirá analizar estas interacciones dinámicas y entender cómo cambios en una variable pueden afectar a las demás a lo largo del tiempo.

4. Metodología

Se utilizarán las series de tiempo de enero de 2000 a octubre de 2023, con periodicidad mensual, las cuales fueron recuperados de las siguientes fuentes:

- INPC:** Índice Nacional de precios al consumidor, Índice General 2018 = 100, Recuperado de INEGI.
- IGAE:** Indicador Global de la Actividad Económica. Índice General, serie desestacionalizada 2018=100, Recuperado de INEGI.
- IPI:** Indicador mensual de la actividad industrial, serie desestacionalizada. Recuperada de INEGI.
- TC:** Tipo de cambio (pesos por dólar) serie histórica. Recuperada de BANXICO.

El modelo estadístico a implementar para modelar las variables económicas y su múltiple influencia entre sí, con el objetivo de pronosticarlas a cada una en 10 periodos que corres-

ponden a 2023 de enero a octubre; será un modelo VAR (Vectores Auto Regresivos), que es usado en economía para capturar la relación lineal entre múltiples series de tiempo. Y para ello se seguirá la siguiente metodología:

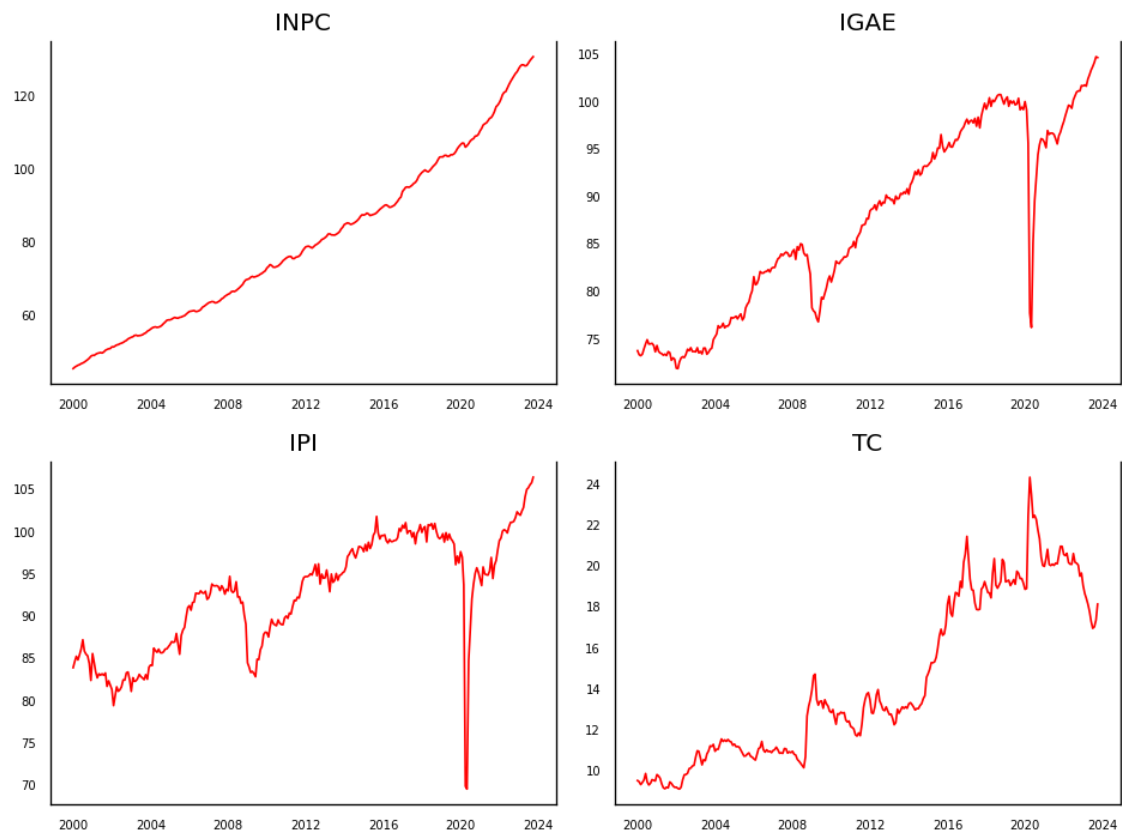
- 1. Análisis exploratorios de los datos.** Se realizará un análisis descriptivo de los datos, con la finalidad encontrar información útil que muestre el comportamiento de las variables y alguna otra información útil para la modelación.
- 2. Dividir la serie en conjuntos de entrenamiento y prueba.** Se procederá a partir el set de datos en un conjunto de entrenamiento y otro de prueba. El primero será aquel con el que se estimaran las ecuaciones de regresión para cada variable en el modelo, mientras que con el segundo se validará que tan bueno es el modelo, al comparar las proyecciones de las ecuaciones de regresión estimadas, con el conjunto de entrenamiento.
- 3. Prueba de estacionariedad.** Se validará uno de los supuestos mas importantes de cualquier modelo de series de tiempo, que es la estacionariedad, es decir, media y varianza constante en el tiempo. Y transformaremos la serie de entrenamiento aplicando la diferenciación hasta conseguir dicho atributo en todas las series.
- 4. Construcción del modelo VAR sobre las series estacionarias.** Una vez se haya cumplido la estacionariedad, se hará la elección de un determinado numero de rezagos óptimos para la construcción de el modelo VAR, utilizando los criterios de información que mas convengan a los datos.
- 5. Causalidad de Granger.** Otro supuesto importante es verificar la causalidad en el sentido de Granger, que indica si una serie esta correlacionada en el tiempo con otra, y si es esta una buena predicadora de los valores futuros de la otra.
- 6. Diagnóstico del modelo.** Se revisara la distribución de los residuos, y el supuesto de normalidad de los mismos, así como la no auto correlación de los residuos y sus rezagos.
- 7. Rendimiento del modelo** Con el modelo construido, se realizaran pronósticos en términos de la serie estacionaria. Posteriormente se revertirá la transformación a la escala de los datos originales para poder observar el rendimiento del modelo.

5. Estimación del modelo y Análisis

5.1. Análisis Exploratorio de datos

Visualizaremos las series de las variables a utilizar que son el INPC, IGAE, IPI y TC, para observar su comportamiento en el tiempo.

Figura 1: INCP, IGAE, IPI y TC de 2000 a 2023



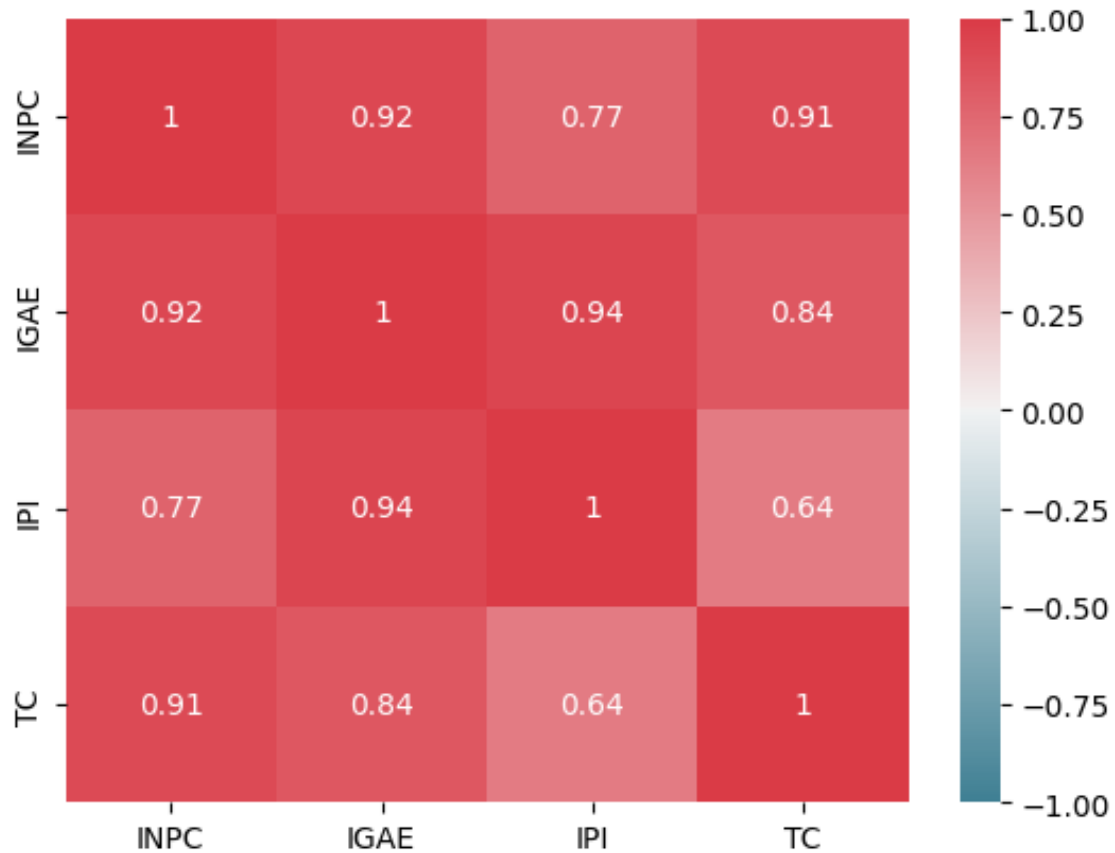
Elaboración propia con datos de INEGI y BANXICO

Al visualizar las series, se observa que el IGAE así como IPI, parecen tener un comportamiento muy similar en el tiempo, lo que sugiere que son buenas predictoras una de la otra. Por otro lado el tipo de cambio parece tener un comportamiento inverso a las dos series anteriores, lo que igual implica que podría ser un buen predictor, solo que de forma inversa. En cuanto al INPC, vemos que este tiene un comportamiento alcista y una clara tendencia, dado que esta medido como índice 2018 = 100. A simple vista, ninguna de las series parece ser estacionaria.

A continuación se visualiza un heatmap de la matriz de correlaciones.

Al mirar los coeficientes de correlación, se observan altas correlaciones positivas entre todas las variables, siendo IPI y el TC, las mas moderadas, pero no insignificantes.

Figura 2: INPC, IGAE, IPI y TC de 2000 a 2023



Elaboración propia

5.2. Conjunto de entrenamiento y prueba

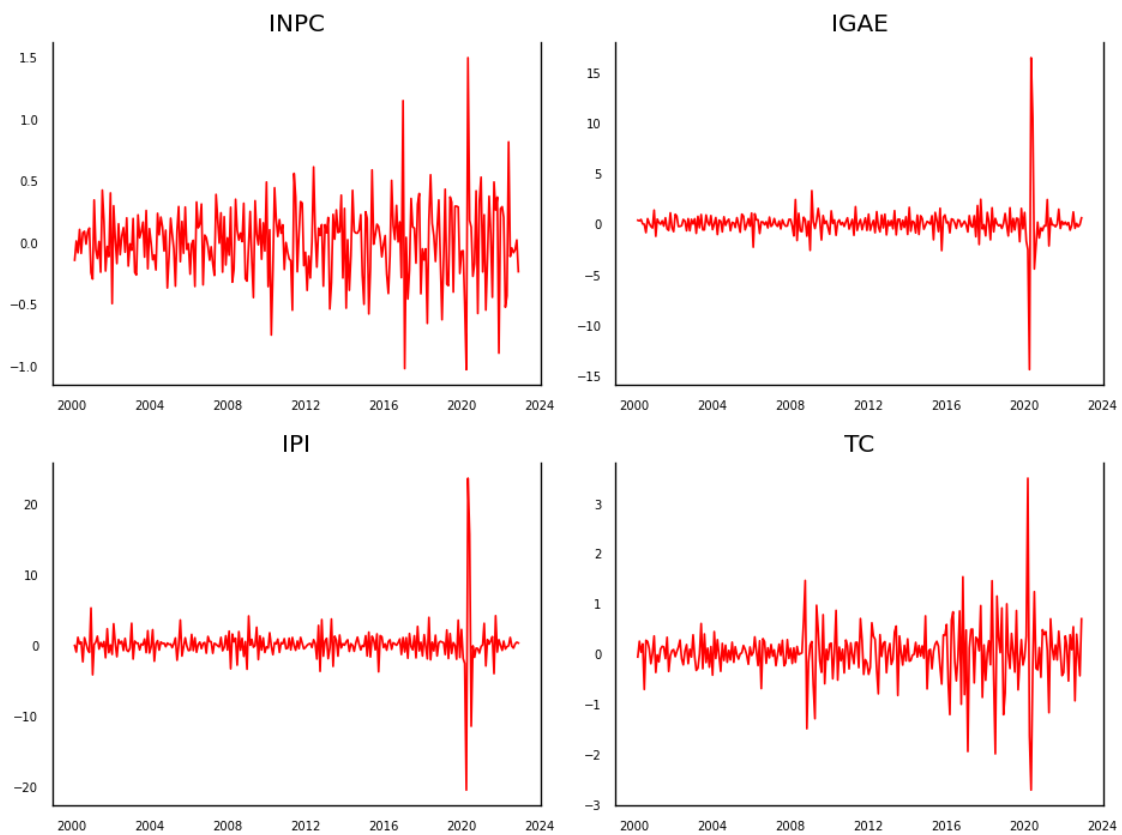
Se procederá partir el set datos en un conjunto de entrenamiento y otro de prueba. El conjunto de entrenamiento consistirá en las cuatro variables y 276 observaciones, que corresponden de enero del 2000 a diciembre de 2022. Mientras que el de prueba contendrá las mismas cuatro variables pero con solo 10 observaciones, que corresponden de enero a octubre de 2023.

5.3. Prueba de estacionariedad

La gráfica inicial de las series denotan la tendencia de la misma, por lo que no se cumple con la estacionariedad a simple vista. Debemos aplicar la diferenciación hasta obtener series estacionarias para poder continuar con la construcción del modelo.

No fue hasta la segunda diferenciación de las series que se cumple con la estacionariedad. Es de decir, el rechazo de la hipótesis nula del test de raíz unitaria. La series tras la segunda diferenciación se muestran a continuación

Figura 3: Series tras la segunda diferenciación



Elaboración propia

Se puede observar como las series ya presentan media y varianza constante en el tiempo, a excepción de un par de observaciones que tiene lugar en 2020.

El test de Dickey Fuller rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria a un 95 % de confianza para las segundas diferencias de la series

Cuadro 1: Test Dickey-Fuller aumentado

Serie	p-value	Estacionariedad
INPC	$3.930931614168711 \times 10^{-25}$	Estacionaria
IGAE	$1.9720133460399925 \times 10^{-13}$	Estacionaria
IPI	$9.78663272291283 \times 10^{-12}$	Estacionaria
TC	$5.648632521274549 \times 10^{-12}$	Estacionaria

Al volver a visualizar las series y aplicar el test de Dickey Fuller, notamos que las series, ya son completamente estacionarias, por lo que se puede continuar con la construcción del modelo VAR.

5.4. Construcción del modelo VAR

La construcción del modelo requiere determinar el rezago óptimo. Para ello, se establece un máximo de rezagos a priori y obteniendo el rezago óptimo dentro de este intervalo de rezagos mediante algún criterio de información como el de Akaike, el Bayesiano o el Hannan Quinn. En este caso, eligiéremos el criterio de Hannan Quinn (HQIC) que nos dice que el rezago óptimo es el octavo (8), y agregaremos un rezago mas para evitar omitir algún rezago significativo. De tal forma que el modelo será un VAR(9).

La especificación econométrica de dicho modelo y las cuatro ecuaciones incorporadas al sistema es la siguiente:

$$INPC_t = c_1 + \sum_{i=1}^9 \phi_{1i} INPC_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \phi_{2i} IGAE_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \phi_{3i} IPI_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \phi_{4i} TC_{t-i} + \varepsilon_{1t} \quad (1)$$

$$IGAE_t = c_2 + \sum_{i=1}^9 \psi_{1i} INPC_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \psi_{2i} IGAE_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \psi_{3i} IPI_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \psi_{4i} TC_{t-i} + \varepsilon_{2t} \quad (2)$$

$$IPI_t = c_3 + \sum_{i=1}^9 \theta_{1i} INPC_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \theta_{2i} IGAE_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \theta_{3i} IPI_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \theta_{4i} TC_{t-i} + \varepsilon_{3t} \quad (3)$$

$$TC_t = c_4 + \sum_{i=1}^9 \lambda_{1i} INPC_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \lambda_{2i} IGAE_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \lambda_{3i} IPI_{t-i} + \sum_{i=1}^9 \lambda_{4i} TC_{t-i} + \varepsilon_{4t} \quad (4)$$

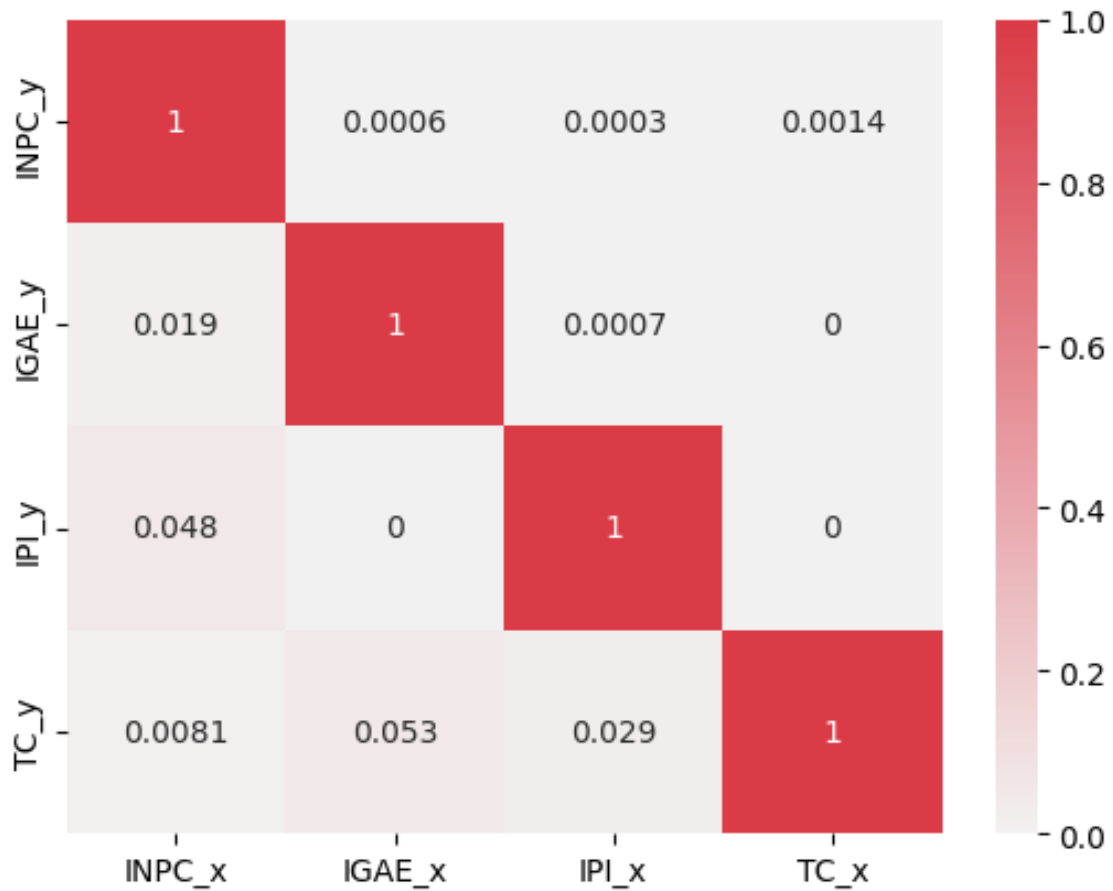
Donde:

- t : indica la periodicidad (mensual).
- c_1, c_2, c_3, c_4 : son las constantes (interceptos) para cada ecuación.
- $\phi, \psi, \theta, \lambda$: son los parámetros a estimar asociados a variables que capturan la influencia de los valores pasados de cada una de las variables en la variable actual.
- $\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \varepsilon_{3t}, \varepsilon_{4t}$: son los residuos de cada ecuación.

5.5. Causalidad de Granger

Se requiere probar la causalidad en el sentido de Granger, haciendo uso de la matriz de causalidad de Granger, donde se muestran los p-valores de este test. Recordando que la H_0 es que la serie X, no causa en el sentido de Granger a la serie Y.

Figura 4: Matriz de causalidad de Granger



Elaboración propia

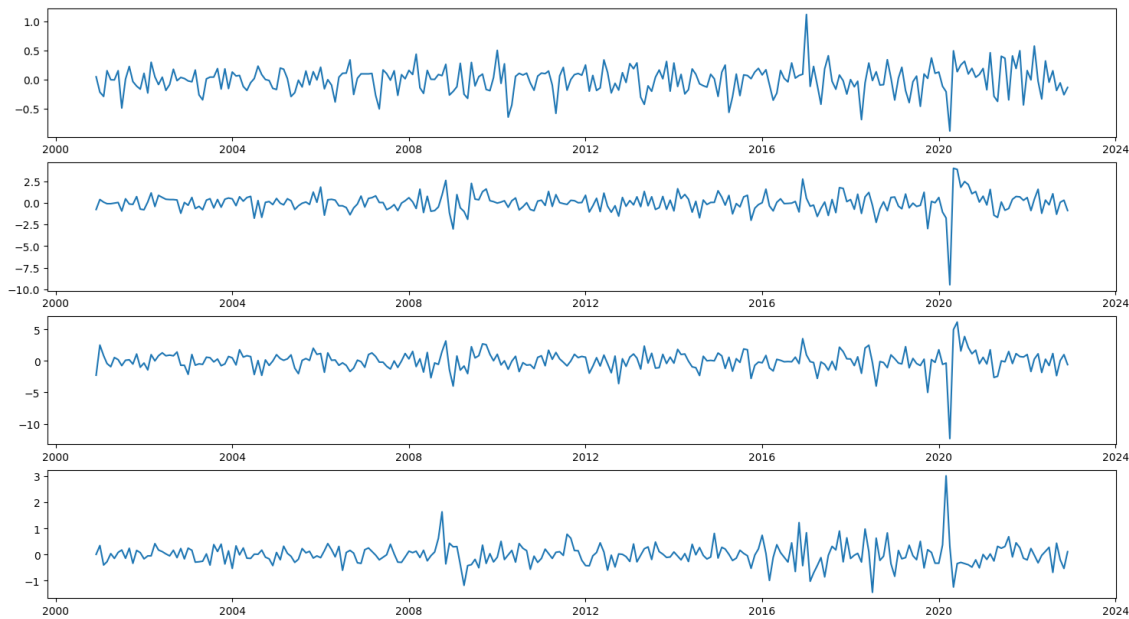
Se observa que en casi todos los casos, se rechaza la hipótesis nula de No causalidad en el sentido de Granger a un nivel de confianza del 95 %, siendo el p-value de TC hacia IGAE, la única que no rechazamos al 95 % pero sí al 90 %. Por lo que a un nivel de confianza del 90 %, todas las variables son causales entre sí en el sentido de Granger.

5.6. Diagnostico del modelo

Se procede a revisar que el modelo cumpla con la normalidad de los residuos y la no auto correlación de los mismos, para ello se visualizan los residuos de distintas formas.

La primera forma es una gráfica de los residuos de cada ecuación del modelo en el tiempo.

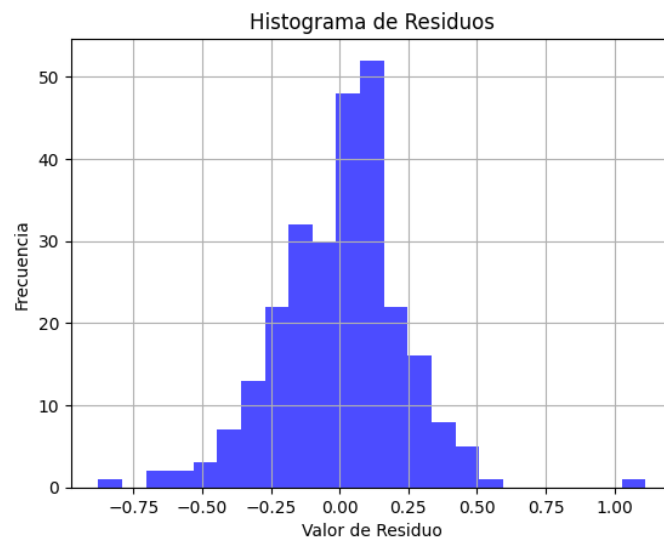
Figura 5: Residuos en el tiempo
Gráficos de los residuos



Elaboración propia

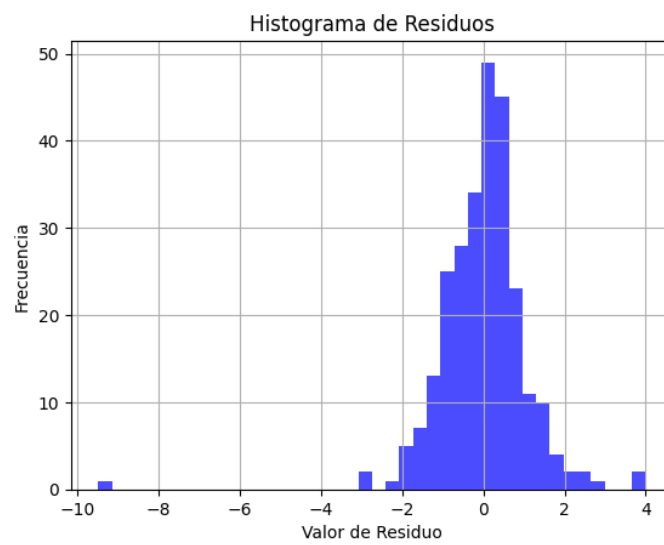
Cada gráfico aquí, representa los residuos de cada una de las 4 ecuaciones de nuestro modelo VAR. Cada ecuación tiene varianza constante a excepción de un breve intervalo de tiempo en 2008 y otro en 2020, que se asocian a las dos crisis económicas mas significativas y recientes del milenio, Además, los residuos presentan media cero, sin embargo, los errores en los periodos de tiempo mencionados, nos hacen pensar en la no normalidad de los residuos, ya que en comparación al comportamiento medio de la serie, estos son valores atípicos.

Figura 6: Histograma de residuos de INPC



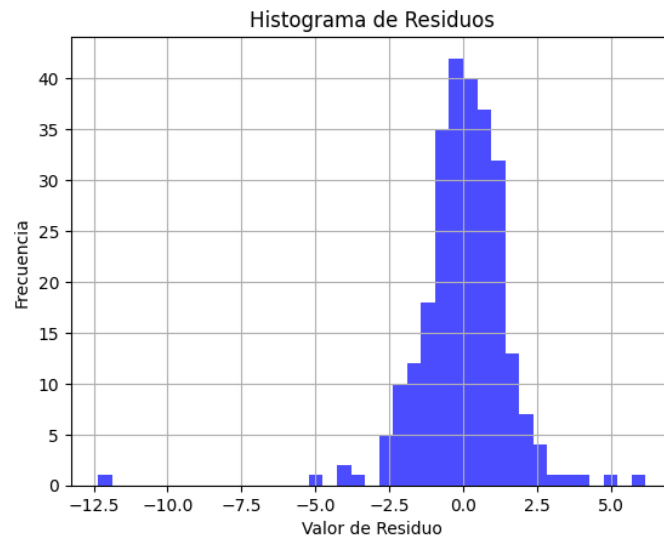
Elaboración propia

Figura 7: Histograma de residuos de IGAE



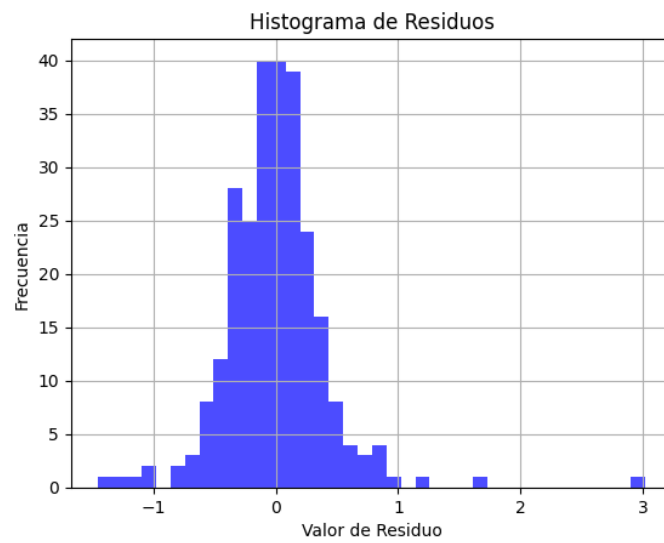
Elaboración propia

Figura 8: Histograma de residuos de IPI



Elaboración propia

Figura 9: Histograma de residuos de TC

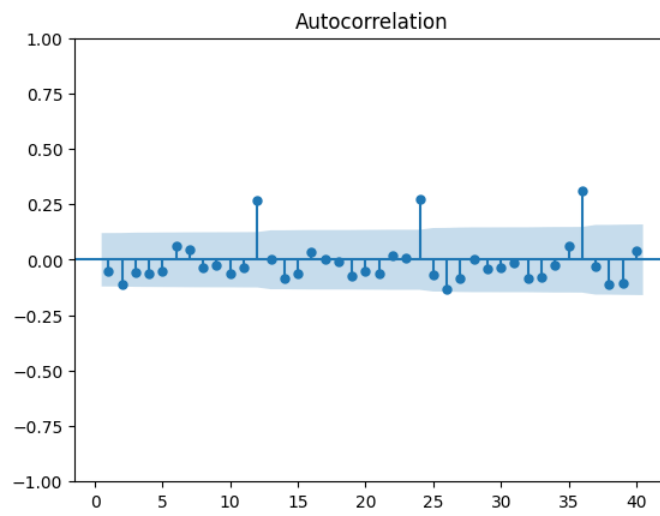


Elaboración propia

Al graficar histogramas de la residuos, se observa su distribución que aparentemente es normal salvo algunos valores que sesgan la distribución y que corresponden a los errores en los periodos de crisis. Debido a que son mas de 30 observaciones, justificaremos la normalidad con el teoremas asintoticos como el del limite central y la ley de los grandes números, que nos indican que al tener una muestra grande(de mas de 30 datos), dicha distribución tenderá hacia una distribución normal.

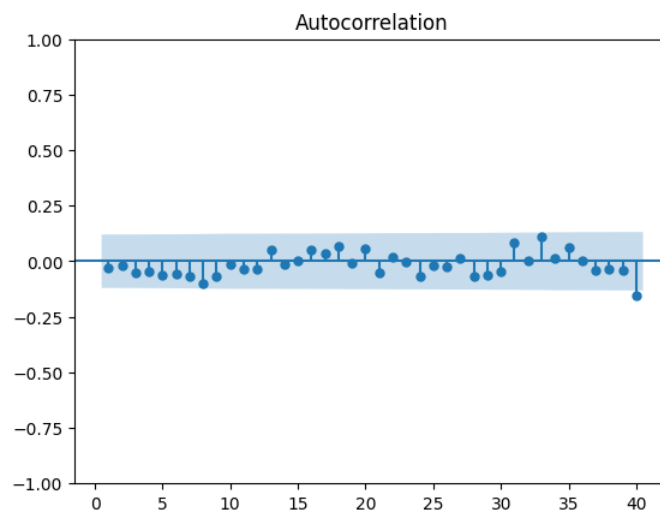
Para verificar la auto-correlación, debemos presentar en la función de auto-correlación (ACF)

Figura 10: ACF de INPC



Elaboración propia

Figura 11: ACF de IGAE



Elaboración propia

Figura 12: ACF de IPI

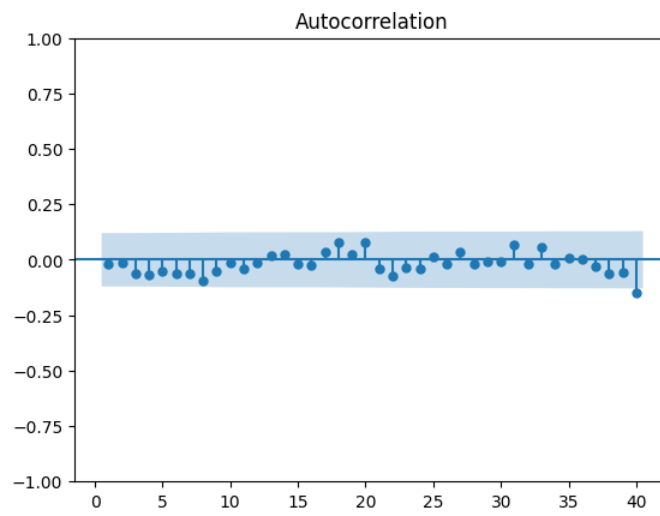
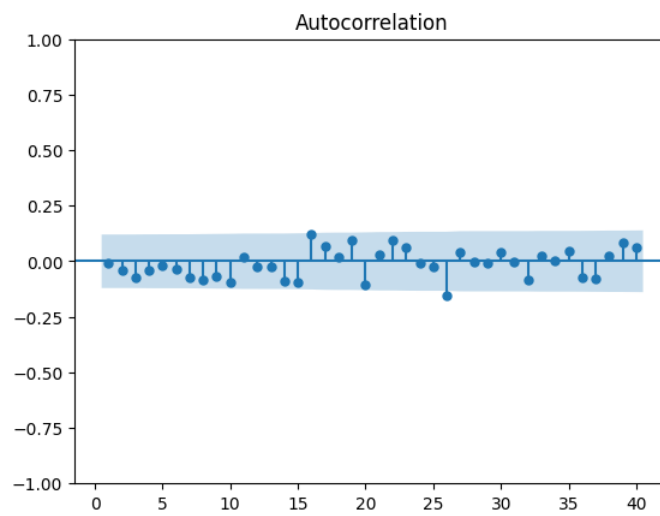


Figura 13: ACF de TC



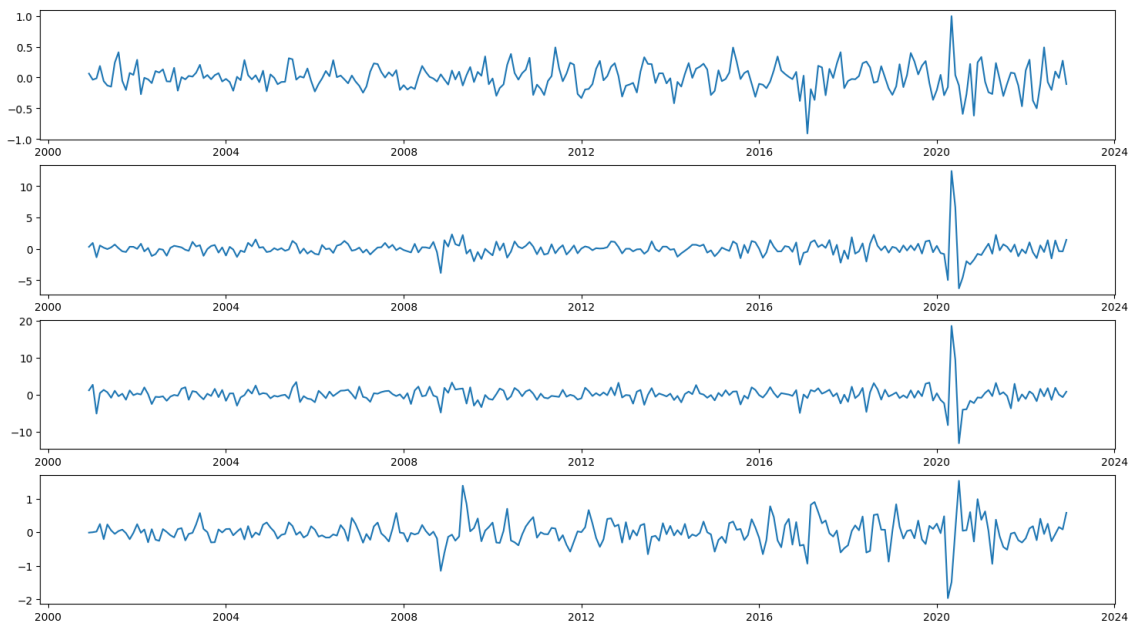
Aunque encontramos algunos residuos significativos en los residuos de la ecuación de INPC, estos son esporádicos y no presentan una fuerte estructura de autocorrelación serial, así que podemos decir que estos son aleatorios y no autocorrelacionados.

5.7. Rendimiento del modelo

Una vez que el modelo ha sido validado, se prosigue con la obtención de los pronósticos para cada ecuación en 10 periodos de tiempo (meses), los cuales se compararan con los valores reales de dichas series en ese periodo de tiempo, con la finalidad de comparar las predicciones, y los valores reales, determinando así la eficiencia del modelo construido.

Se visualizan a continuación los pronósticos del modelo, recordando que estos están en términos de la segunda diferencia.

Figura 14: Pronósticos del modelo
Gráficos de los valores predichos por el modelo



Elaboración propia

Se deben revertir las transformaciones, a modo de tener pronósticos de las series en sus respectivas escalas originales, para poder realizar la comparación. Una vez revertidas las transformaciones, el rendimiento del modelo se ve de la siguiente forma:

Figura 15: INPC 2000 - 2023.

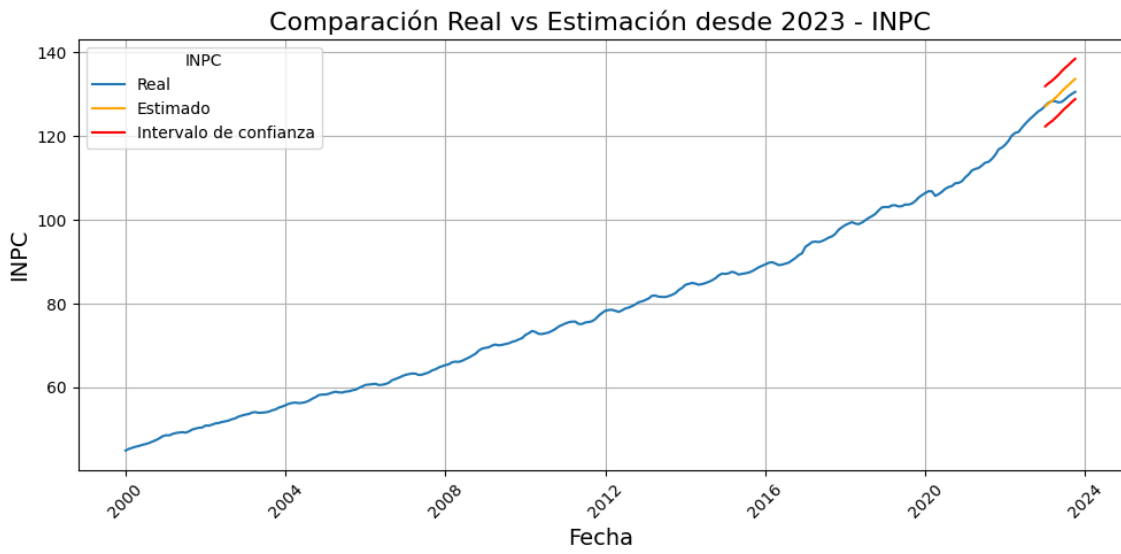


Figura 16: INPC 2022 - 2023.

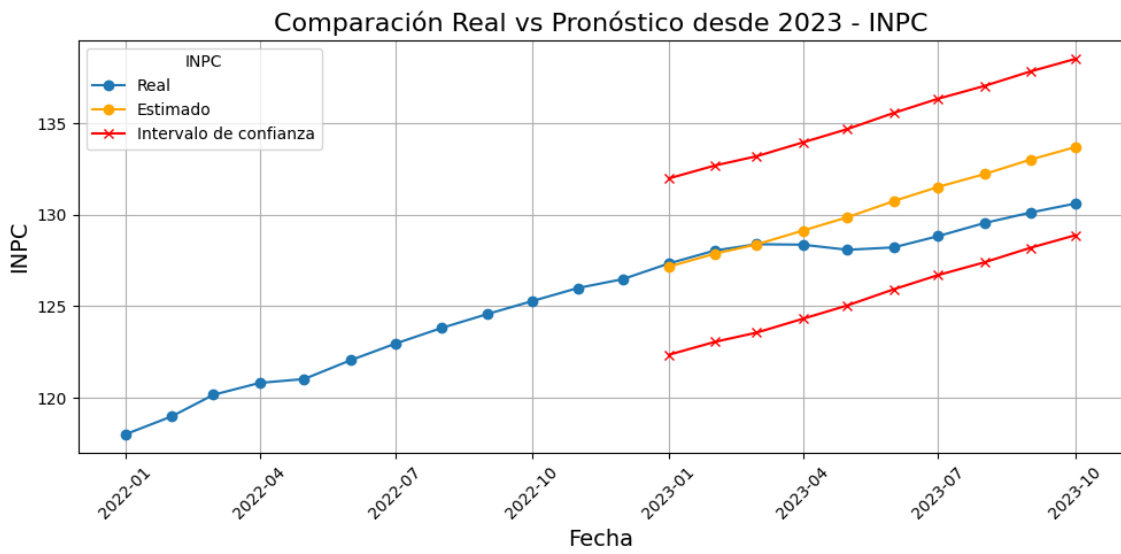


Figura 17: IGAE 2000 - 2023.

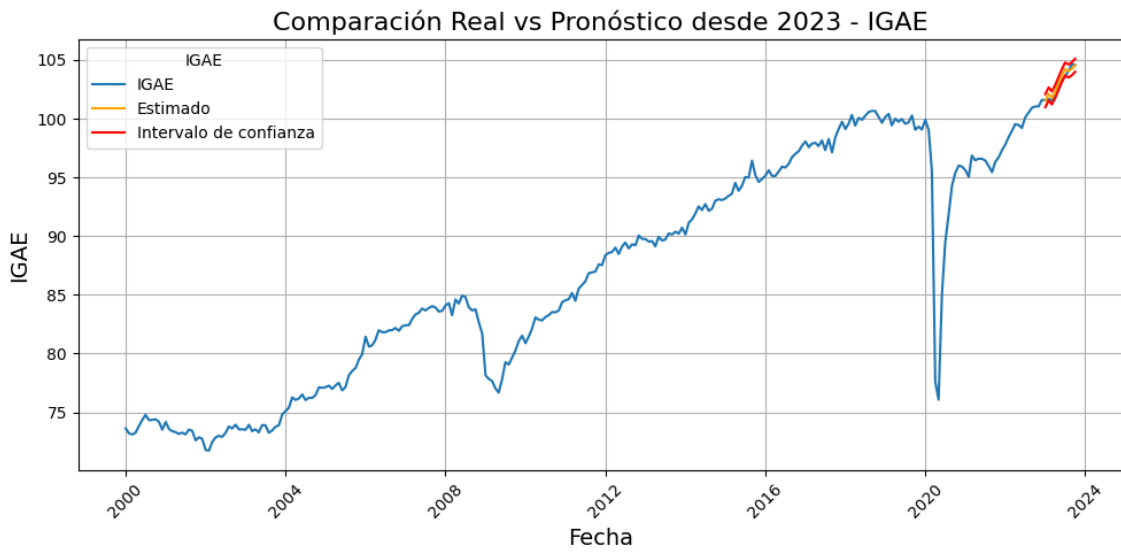


Figura 18: IGAE 2022-2023.

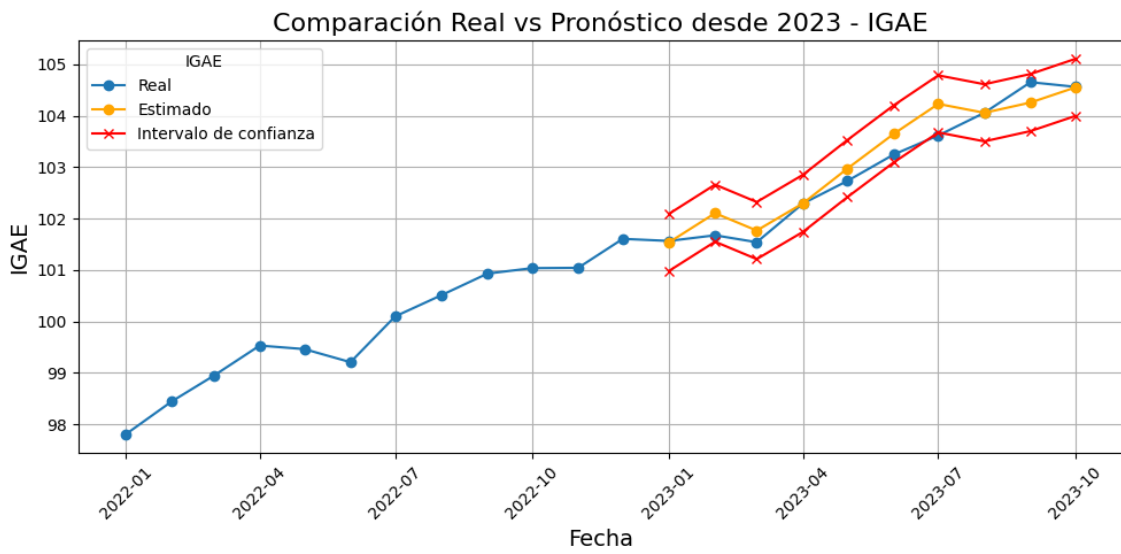


Figura 19: IPI 2000 - 2023.

Comparación Real vs Pronóstico desde 2023 - IPI



Figura 20: IPI 2022-2023.

Comparación Real vs Pronóstico desde 2023 - IPI

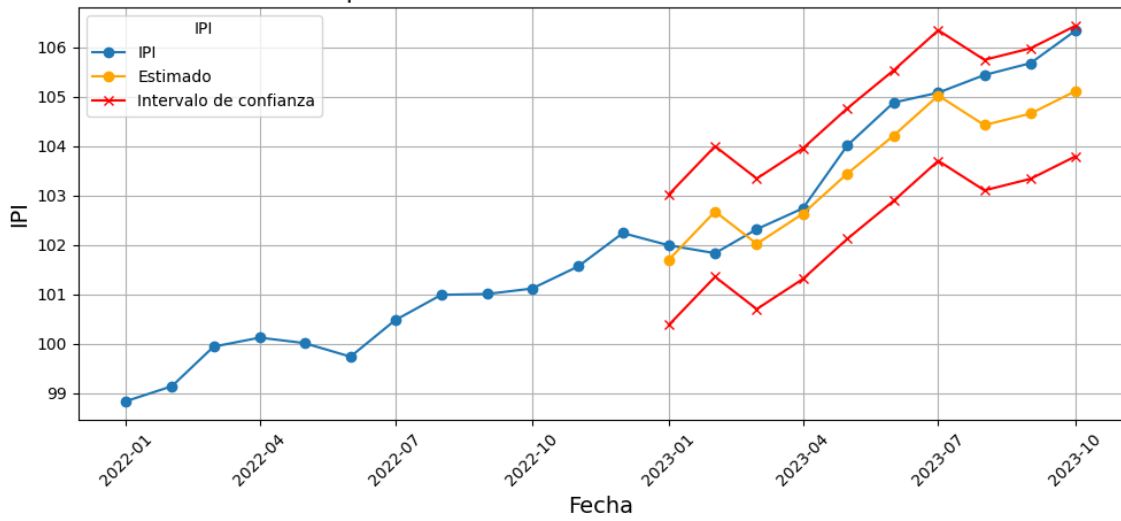
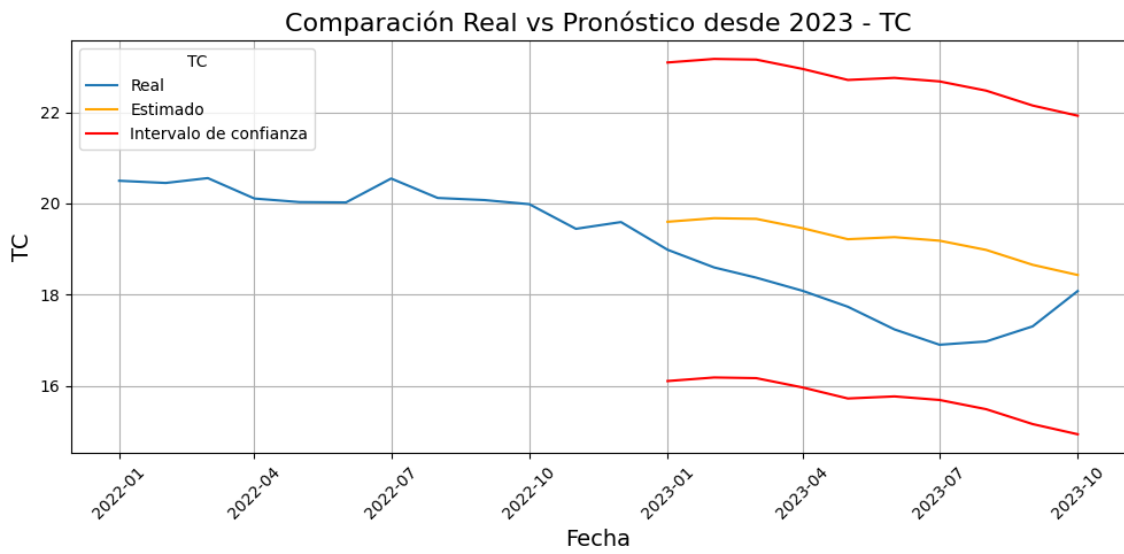


Figura 21: TC 2000 - 2023.



Figura 22: TC 2022-2023.



Cabe mencionar que para este modelo he creado un intervalo de confianza empleando el MAE (Median Absolute Error) en el periodo de prueba, calculado a partir de los errores entre los valores predichos y reales de la variable a predecir en el periodo de 10 meses, con el que se evaluó, lo que servirá como una medida relativa de la dispersión de los errores y las proyecciones.

Como se puede apreciar, los pronósticos del modelo han sido bastantes cercanos a los valores reales en las variables INPC, IGAE, IPI, Mientras que el pronóstico de tipo de cambio a diferido bastante. Los valores reales cayeron dentro del intervalo de confianza construido con el MAE, por lo que es un buen rendimiento al menos en las variables anteriormente mencionadas. Sin embargo, para hacer pronósticos mas a futuro, es necesario volver a entrenar el modelo con todas las observaciones disponibles, ya que la tendencia de la serie original va a escapar próximamente de los intervalos de confianza definidos.

Los gráficos anteriores muestran cómo cada variable del modelo responde a lo largo de 10 meses en el tiempo a innovaciones (choques) de las otras variables, de manera individual, lo que permite entender la dinámica temporal de las interacciones entre las todas las variables en este sistema.

6. Conclusiones y recomendaciones

Se ha llevado a cabo una investigación sobre el comportamiento de las series de tiempo económicas en México INPC, IGAE, IPI y TC utilizando un modelo VAR.

Los hallazgos del modelo indican que las variables INPC, IGAE e IPI muestran pronósticos bastante cercanos a los valores reales, lo que demuestra la capacidad del modelo VAR para capturar la dinámica subyacente de las series económicas estudiadas. No obstante, los pronósticos para el tipo de cambio difirieron significativamente de los valores reales, lo que sugiere la necesidad de revisar y posiblemente mejorar la modelación de esta variable.

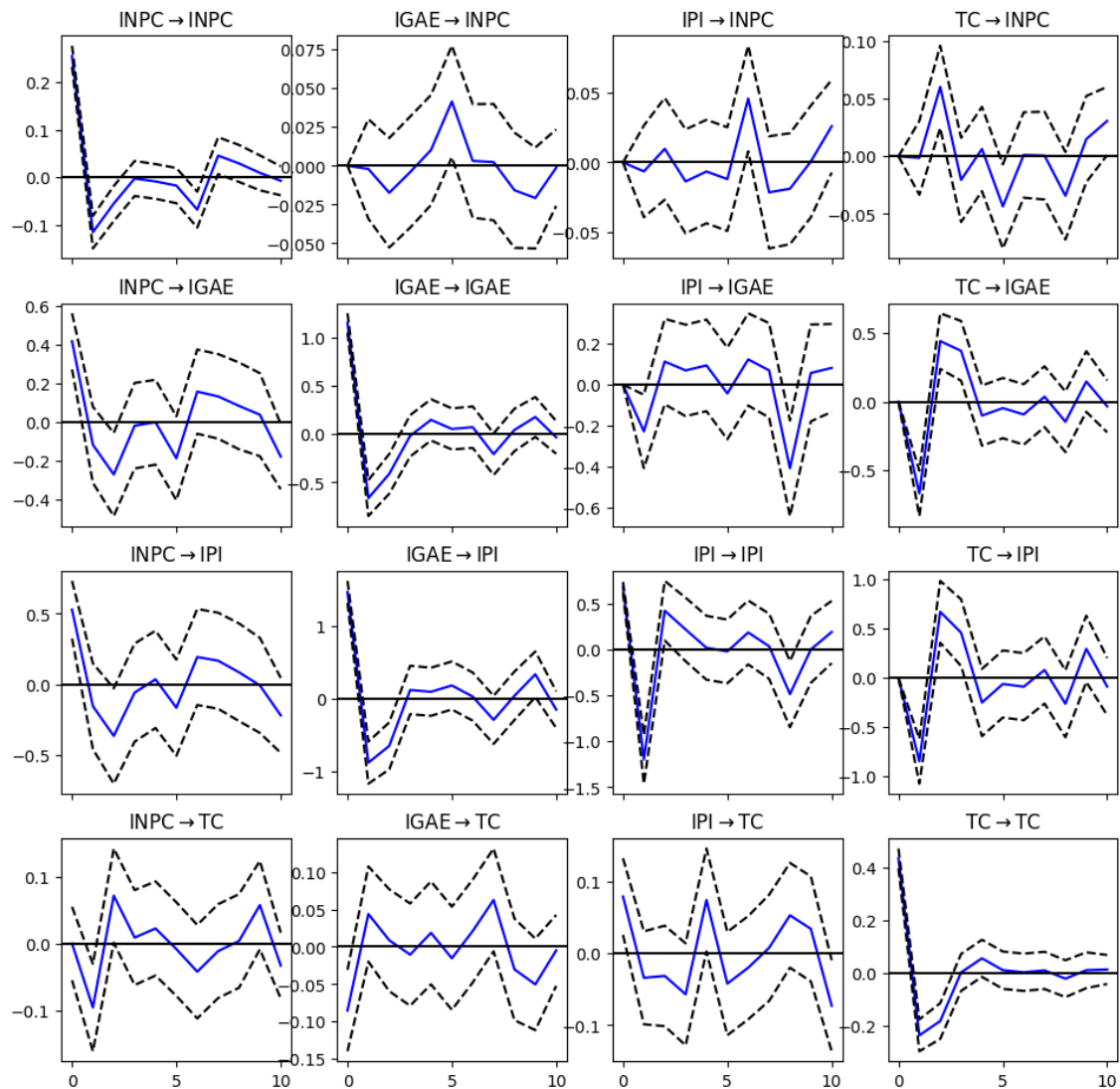
Además, se observó que durante los periodos de crisis económica (2008 y 2020), los residuos presentaron comportamientos atípicos, lo que resalta la importancia de considerar eventos extraordinarios en el análisis y la modelación de series de tiempo económicas.

Basándose en los resultados y las observaciones del estudio, se recomienda lo siguiente:

Revisión y mejora del modelo para el tipo de cambio: Dada la discrepancia observada entre los pronósticos y los valores reales del tipo de cambio, se recomienda una revisión detallada de la modelación de esta serie. Podría ser beneficioso explorar modelos alternativos o incorporar variables adicionales que puedan capturar mejor su dinámica.

Figura 23: Gráficos IRF.

Impulse responses (orthogonalized)



Incorporación de eventos extraordinarios: Los periodos de crisis han mostrado tener un impacto significativo en las series económicas. Por lo tanto, se sugiere incorporar variables dummy o métodos que puedan modelar mejor estos eventos atípicos y mejorar así la precisión del modelo durante periodos volátiles.

Actualización continua del modelo: Dado que las tendencias económicas pueden cambiar y nuevos datos están constantemente disponibles, se recomienda actualizar re-

gularmente el modelo con nueva información para mantener su relevancia y precisión.

Exploración de modelos alternativos o complementarios: Aunque el modelo VAR ha demostrado ser útil, siempre existe la posibilidad de mejorar o complementar el análisis con otros modelos y técnicas estadísticas. Se alienta a explorar y probar diferentes enfoques para comparar y posiblemente mejorar los resultados obtenidos.

7. Referencias

Cermeño, R., Vasquez Feregrino, N. (2012). Volatilidad de la inflación y crecimiento del producto: el caso de México 1993-2011. Centro de Investigación y Docencia Económicas.

Rodríguez Carranza, J. I. (2018). Volatilidad cambiaria y el efecto pass-through sobre los precios en México. [Tesis de Maestría, El Colegio de la Frontera Norte].

Melo, L. F., Hamann, F. A. (s.f). Inflación Básica: Una Estimación Basada en Modelos VAR Estructurales.

INEGI (s.f) INPC base(2018=100) - Presentación, recuperado de: <https://www.inegi.org.mx/temas/inpc/>

INEGI (s.f) IGAE base(2018)- Presentación, recuperado de: <https://www.inegi.org.mx/temas/igae/>

INEGI (s.f) Indicador mensual de la actividad industrial (2018=100), recuperado de: <https://www.inegi.org.mx/temas/imai/>

Banco de México (s.f) Tipo de cambio (FIX), recuperado de: <https://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultar.aspx>