

DINÁMICA DE LA ESTRUCTURA DE PRECIOS EN URUGUAY

EMILIANO ALVAREZ

emiliano.alvarez@fcea.edu.uy

*Universidad de la República, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración
Departamento de Métodos Cuantitativos
Gonzalo Ramírez 1926 (Montevideo, Uruguay)*

JUAN GABRIEL BRIDA

gabriel.brida@fcea.edu.uy

*Universidad de la República, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración
Departamento de Métodos Cuantitativos
Gonzalo Ramírez 1926 (Montevideo, Uruguay)*

PABLO MONES

pmones@iesta.edu.uy

*Universidad de la República, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración
Departamento de Métodos Cuantitativos
Gonzalo Ramírez 1926 (Montevideo, Uruguay)*

Recibido (22/05/2020)

Revisado (14/02/2021)

Aceptado (07/05/2021)

RESUMEN: Entender y predecir el fenómeno inflacionario es un problema central para los economistas y agentes tomadores de decisiones. Tradicionalmente se han utilizado técnicas econométricas de series de tiempo para estudiar este fenómeno; pero, ¿puede la economía de la complejidad aportar una visión complementaria a los estudios anteriores? Este trabajo busca estudiar la dinámica de la estructura de precios de la economía uruguaya desde la perspectiva de la economía de la complejidad, utilizando técnicas de análisis de redes que permitan estudiar la relación entre los bienes y servicios que componen el IPC.

En el presente trabajo se estudian los agrupamientos de bienes y servicios a partir del comportamiento dinámico de las series temporales de precios, detectando a su vez variaciones de precios relevantes en esta red. Los resultados muestran que los precios relevantes no están asociados a las divisiones de bienes del IPC y que los agrupamientos son consistentes con estudios anteriores para Uruguay.

Palabras Clave: Análisis de redes; índice de precios; inflación; análisis de comunidades;

ABSTRACT: Understanding and predicting the inflationary phenomenon is a central problem for economists and decision-makers. Traditionally, time series econometric techniques have been used to study this phenomenon; but can complexity economics provide a complementary vision to previous studies? This work seeks to study the dynamics of the price structure of the Uruguayan economy from the perspective of complexity economics, using network analysis techniques that allow studying the relationship between the goods and services that constitute the CPI.

In this work, clusters of goods and services are studied based on the dynamic behavior of prices, in turn detecting relevant price variations in this network. The results show that the relevant prices are not associated with the CPI goods divisions and that clusters are consistent with previous studies for Uruguay.

Keywords: Network analysis; price index; inflation; cluster analysis

1. Introducción

A lo largo de la historia uruguaya, la inflación se ha caracterizado por ser un fenómeno inestable, como lo muestra el hecho de que entre julio de 1938 y diciembre de 2019 estuvo por debajo del 10% aproximadamente un 40% del tiempo (ver Figura 1). Desde el 2003 en adelante la inflación se ha estabilizado por debajo de los dos dígitos, aunque en la comparación con el resto del mundo Uruguay sigue siendo un país de alta inflación. Por esto, es trascendental comprender de qué manera fluctúan los precios, si la forma en la que estos varían evoluciona a lo largo del tiempo y si es posible identificar grupos de precios con una dinámica similar.

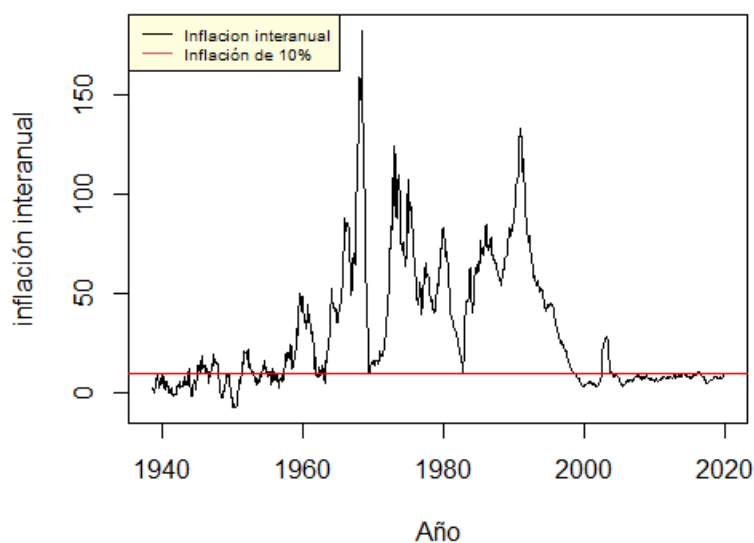


Figura 1: Evolución histórica de la inflación en Uruguay, Fuente: Instituto Nacional de Estadística de Uruguay (INE), elaboración propia.

La inflación es un fenómeno que no se puede observar de manera tangible, puesto que es imposible saber cuánto varía cada uno de los bienes y servicios consumidos y su ponderación en la economía; por lo cual debe procederse a estimarlo. La forma más usual es utilizando el Índice de Precios del Consumo (IPC), el cual busca medir la evolución de los precios de una canasta típica de consumo familiar. Es preciso entender que el IPC no es la inflación en sí, sino que es una estimación puntual de la misma a partir de la agregación de precios de bienes y servicios y como tal trae asociado un margen de error y puede presentar sesgos.

Este índice está compuesto por bienes y servicios de diversos tipos y es razonable pensar que puedan existir sub-grupos de bienes y servicios que tengan patrones de comportamientos homogéneos intra-grupos y diferentes entre sí. En la literatura económica es sumamente utilizada la categorización de precios transables y no transables, ya que los primeros dependen en mayor medida de lo que sucede en el resto del mundo mientras que los segundos se encuentran más relacionados con los sucesos de la economía doméstica. A este respecto, existe una importante evidencia a nivel internacional (ver De Gregorio et al. (1994)), surgida a partir de los modelos de Balassa (1964) y Samuelson (1964).

Sin embargo, es posible que estos agrupamientos no sean rígidos sino que bienes y servicios de distintos sub-grupos podrían estar relacionados entre sí y que a la vez estos vínculos evolucionen en

el tiempo. En este trabajo buscaremos aprovechar esa potencial interrelación entre los distintos bienes y servicios para extraer información sobre su comportamiento dinámico en relación con el resto de los precios que conforman la canasta. No parece razonable suponer que todos los precios estarán interrelacionados entre sí, ni tampoco impondremos una estructura de relaciones iniciales entre ellos. Se realizará un análisis exploratorio donde se buscará determinar la estructura subyacente, la cual se encuentra sujeta a los datos y la metodología utilizada.

Una estructura como la planteada anteriormente puede ser vista desde la perspectiva de la economía de la complejidad (Arthur, 1999). Analizar el sistema de precios como un sistema complejo implica asumir que éste tiene capacidad evolutiva, siendo el tiempo una de las variables fundamentales de este sistema. Los sistemas complejos presentan gran cantidad de entidades (bienes y servicios, representados a partir de sus precios) que al interactuar entre sí logran resultados que no pueden ser explicados mirando cada objeto por separado, lo que deja abierta la posibilidad de existencia de procesos de retroalimentación o de respuesta no lineal a *shocks*.

De acuerdo al marco teórico planteado se estudia la formación de comunidades de precios que se comporten de manera similar. Se analizará si estas comunidades son constantes a lo largo del tiempo y si guardan relación con caracterizaciones propuestas en literatura anterior. A su vez, buscaremos detectar nodos centrales dentro de esta estructura, los cuales podrían ser influyentes en la transmisión de la inflación.

El resto del artículo se encuentra organizado de la siguiente manera. En la Sección 2 se presentan los antecedentes y el marco conceptual empleado. En la Sección 3 se introduce la metodología utilizada en este trabajo. En la Sección 4 se exponen los resultados del análisis y en la Sección 5 se realiza una discusión de los resultados y se presentan las conclusiones, limitaciones de este trabajo y futuras extensiones.

2. Antecedentes

Para el análisis empírico de la inflación tradicionalmente se han utilizado técnicas econométricas. Estas técnicas tienen como base el trabajo seminal de Box & Jenkins (1970) utilizando modelos autorregresivos de media móvil (ARMA), autorregresivos integrados de media móvil (ARIMA) y función de transferencia. A estas técnicas se han incorporado modelos multivariados de series temporales tales como los vectores autoregresivos (VAR) (Sims, 1980) o los modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional (ARCH) y autorregresivos generalizados con heterocedasticidad condicional (GARCH) (Engle, 1982) que permiten sobreponerse a algunas de las limitaciones presentes en modelos univariados. Para que estos modelos puedan utilizarse se requiere el cumplimiento de ciertos supuestos y la estabilidad de los parámetros, pero de acuerdo a las ya mencionadas características del fenómeno inflacionario en Uruguay, esto podría no cumplirse en ciertos períodos de estudio.

Sin embargo, existen trabajos que han utilizado otras metodologías que no exigen tales condiciones para poder extraer información relevante: este es el caso de la metodología de análisis de redes. Esta técnica puede ser utilizada con diversos fines, pero para el caso de la Economía y otras Ciencias Sociales un resumen adecuado se encuentra en Jackson (2010). Para el estudio de la inflación existen algunos antecedentes que han aplicado esta metodología. Utilizando datos sobre índices de precios específicos de 2003–2011 de China, en Gao et al. (2013) se construye una red compleja tomando como nodos a los bienes y servicios que componen distintos índices de precios (no solo el IPC) y como aristas el coeficiente de correlación lineal de Pearson entre los distintos nodos, filtrando las correlaciones menores a un umbral u . Asimismo, Sun et al. (2018) proponen la construcción de una red no ponderada y dirigida construida a partir de pruebas de causalidad de Granger. Aplican la metodología para datos de series temporales de 6 tipos de índices de precios de China y analizan ciertas características topológicas de la red y la presencia de índices relevantes

para la transmisión de precios. Uno de los resultados principales de este trabajo consiste en que las comunidades encontradas no coinciden con las establecidas para cada precio, es decir, que los patrones de comportamiento de los precios no se encuentran asociados a las categorías propuestas anteriormente.

El antecedente principal al presente trabajo es Sarantitis et al. (2018). Estos autores construyen una red de vínculos entre bienes y servicios utilizando la misma metodología que Gao et al. (2013), aunque en este caso el procedimiento se repite para cada año obteniéndose una red por año. Este trabajo modela el Índice de Precios al Consumidor del Reino Unido como una red compleja y estudia la evolución temporal de diferentes métricas de la red y su asociación con la inflación, concluyendo que la relación no es significativa. Mediante técnicas de agrupamiento y optimización obtienen las comunidades año a año para estudiar la evolución de la red a través del tiempo, observando que éstas presentan una dinámica no trivial y muestran que las categorías de bienes propuestas por el Banco Central no se corresponden con las comunidades halladas.

Para el caso del estudio de la inflación en Uruguay únicamente se han utilizado técnicas econométricas de series temporales.¹ Uno de los primeros trabajos con el fin de entender y predecir el proceso inflacionario en Uruguay puede encontrarse en Cancelo et al. (1994). Se realiza una estimación indirecta, desagregando el IPC en dos grupos: bienes transables y bienes no transables, con el fin de estimar por separado ambos grupos para reducir los errores de predicción. Se estiman modelos del tipo ARIMA para bienes transables y no transables por separado con el fin de mejorar la capacidad predictiva del modelo. Por su parte, Bergara et al. (1995) expanden esta clasificación, realizando un modelo basado en 3 bienes: transables internacionalmente, transables regionalmente y no transables.

Como una continuación de los modelos precedentes, Garda et al. (2004) proponen una desagregación más amplia del IPC, obteniendo 7 conglomerados distintos de acuerdo con las características económicas de los bienes. Al momento de hacer análisis econométrico, se utilizan modelos de función de transferencia y del tipo GARCH, realizando una regresión para cada uno de los 7 conglomerados por separado con el fin de poder obtener una estimación más precisa de la evolución del IPC. Los errores de predicción obtenidos para el IPC superan en el corto plazo y mediano plazo a la mediana de las expectativas de inflación y al paseo aleatorio. En el caso del IPCX² la mejora de resultados usando esta metodología con respecto al paseo aleatorio es más importante aún que para el IPC, obteniéndose mejores resultados incluso en períodos más largos (hasta 12 meses). Más recientemente, Brum et al. (2012) proponen utilizar modelos de función de transferencia multivariados como complemento a los modelos univariados con el fin de mejorar la capacidad predictiva. Se parte de la misma clasificación de bienes propuesta en Cuitiño et al. (2010), pero se desagrega aún más a ciertos componentes con el fin de tener una idea más precisa del origen de las presiones inflacionarias asociadas a cada uno de los grupos.

Como hemos visto, para explicar y predecir la inflación en Uruguay se han utilizado esencialmente técnicas econométricas basadas en supuestos de la teoría económica. Este tipo de modelización estadística es eficiente en situaciones donde se asumen relaciones lineales y relativa estabilidad en los parámetros, lo cual no siempre parece cumplirse, particularmente para el caso de Uruguay.

Uruguay es una economía que tradicionalmente ha presentado indexación salarial, lo cual puede generar una inercia inflacionaria difícil de modificar. A su vez, al ser una economía pequeña, abierta y bimonetaria el margen de acción del Banco Central se ve limitado, ya que los precios dependen fuertemente de *shocks* externos (ver Nasir & Vo (2020)).

Por todo lo ya explicado, este trabajo estará enmarcado en la economía de la complejidad,

¹Es de señalar que todos los trabajos reseñados para el caso de Uruguay son documentos de trabajo o presentaciones en congresos que no han sido publicados en revistas arbitradas.

²Estimador de la inflación subyacente de una economía.

considerando a la estructura de precios de la economía uruguaya como un sistema complejo. Se parte de la base de que existe una gran cantidad de individuos que interactúan entre sí en diversos mercados siguiendo ciertos patrones de comportamiento. Estas interacciones ocurren período tras período y resultan en cantidades y precios transados para cada bien. Los precios obtenidos están interrelacionados entre sí, por lo que movimientos en un precio pueden generar movimientos en otros precios. Asimismo, éstos pueden generar fluctuaciones en otros y así sucesivamente. Esto implica que pequeños cambios en algunos precios pueden generar un efecto significativo en los demás, influyendo en el nivel general de precios.

Uno de los supuestos de este trabajo es que todos los precios potencialmente podrían llegar a estar relacionados con los demás, aunque no es una condición necesaria. Es decir, un precio puede estar relacionado con todos los otros precios de manera directa, solamente con algunos de los otros precios que presenten patrones de comportamiento similares y estar potencialmente conectado con los demás de manera indirecta a través de aquellos precios que tenga relación, o estar completamente aislado de la estructura de precios de la economía.

La conexión entre índices de precios se asocia a dinámicas similares de los diferentes precios. La posibilidad de que exista heterogeneidad en las dinámicas de precios permitirá que dos precios no estén vinculados entre sí, lo que da lugar a grupos de precios que presenten una dinámica similar.

La estructura mencionada anteriormente justifica la utilización de la metodología de análisis de redes, tomando como nodos a los distintos índices de precios y utilizando medidas que permitan cuantificar la relación entre distintos índices como los vínculos entre distintos nodos.

3. Metodología

3.1. Datos

Los datos a utilizar fueron extraídos del IPC³ y corresponden al período de diciembre de 2010 a diciembre de 2019. Dicho período tiene la característica de ser un período de estabilidad macroeconómica para Uruguay, además en 2010 se realizó un cambio de base en el IPC por lo cual los bienes y servicios que lo componen se modificaron en dicho año. En Uruguay, el IPC se actualiza mensualmente y está compuesto por 374 bienes y servicios de todo el territorio nacional, los cuales están agrupados en 88 clases y 12 divisiones. Para este trabajo se tomará el nivel de desagregación correspondiente a las clases, por lo que se tienen 88 series temporales donde cada una corresponde a una clase de productos del IPC. Se trabaja con la variación porcentual mensual, para las cuales se rechaza la existencia de una raíz unitaria según los test de Dickey-Fuller.

3.2. Construcción de la red

La metodología a utilizar es la correspondiente a análisis de redes, donde se construyó una red no dirigida para cada año de estudio $t = \{2011, 2012, \dots, 2019\}$, por lo que se tienen 9 redes de precios distintas. En este trabajo se tomará a cada una de las clases del IPC como nodos de la red, siendo $N = \{P_1, P_2, \dots, P_{88}\}$. El conjunto de aristas indica la existencia o no de un vínculo entre dos precios y en caso de existir, la intensidad de éste. Dicho conjunto presenta variaciones en el tiempo, ya que dos precios pueden estar vinculados en ciertos años mientras que en otros no, por lo que el conjunto de aristas será distinto para todos los años. Por lo tanto, $E_t = \{e_{t,(1,1)}, e_{t,(1,2)}, \dots, e_{t,(88,87)}, e_{t,(88,88)}\}$ representa al conjunto de aristas en un año en particular.

Las aristas estarán representadas por una medida que permita cuantificar la intensidad del vínculo entre distintos nodos de la red; dicha medida será el coeficiente de correlación lineal de

³Datos disponibles en: <http://www3.ine.gub.uy/web/guest/ipc-indice-de-precios-del-consumo>

Pearson definido de la siguiente manera:

$$r_{t,(i,j)} = \frac{\sum_{m=1}^{12} (x_{i,m,t} - \bar{x}_{i,t})(x_{j,m,t} - \bar{x}_{j,t})}{\sqrt{\sum_{m=1}^{12} (x_{i,m,t} - \bar{x}_{i,t})^2} \sqrt{\sum_{m=1}^{12} (x_{j,m,t} - \bar{x}_{j,t})^2}}, \quad \forall i, j \in \{1, \dots, 88\}; \quad \forall t \in \{2011, \dots, 2019\} \quad (1)$$

Donde $x_{i,m,t}$ representa la realización de la serie i en el mes m del año t y $\bar{x}_{i,t}$ el promedio de las realizaciones para un año t . Por lo tanto, a partir de estos coeficientes se obtienen todas las aristas posibles entre los distintos nodos de la red. Nótese que se trata de una red no dirigida, lo cual implica que la matriz de adyacencia es simétrica. Esta matriz de adyacencia (A_t) indica la existencia o no de una arista entre dos nodos, y en caso de existir, muestra la intensidad de tal relación. Por lo tanto, el elemento $A_{t,(i,j)}$ representa el enlace que va desde el nodo i hacia el nodo j en el año t . La forma de la matriz de adyacencia es la siguiente:

$$A_t = \begin{pmatrix} 0 & r_{t,(1,2)} & \cdots & r_{t,(1,88)} \\ r_{t,(2,1)} & 0 & \cdots & r_{t,(2,88)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{t,(88,1)} & r_{t,(88,2)} & \cdots & 0 \end{pmatrix}, \quad \forall t \in \{2011, \dots, 2019\} \quad (2)$$

3.3. Selección del umbral

Un problema de utilizar el coeficiente de correlación lineal de manera directa es que habilita la existencia de correlaciones cercanas a cero que no aportan casi información y que en todo caso, no permiten centrarse en las relaciones relevantes. Es por esto que, siguiendo a Sarantitis et al. (2018), se procederá a filtrar correlaciones que están por debajo en términos absolutos de un umbral u :

$$\begin{cases} e_{t,(i,j)} = 0 & \text{si } r_{t,(i,j)} < u \\ e_{t,(i,j)} = r_{t,(i,j)} & \text{si } r_{t,(i,j)} \geq u \end{cases} \quad \forall i, j \in \{1, \dots, 88\}; \quad \forall t \in \{2011, \dots, 2019\} \quad (3)$$

La selección de dicho umbral no es trivial ya que puede afectar los resultados del análisis. Valores altos de u permitirán abstraerse de las relaciones de poca trascendencia pero con el costo de dejar información potencialmente relevante por fuera. En cambio, valores bajos de u incorporan una gran cantidad de información, pero se corre el riesgo de que gran parte de ella sea poco relevante o engañosa. Es por esto que se debe buscar una situación donde se pueda abstraer la mayor información relevante posible sin modificar mayormente la topología de la red.⁴ En este caso, la selección de u se realizó mediante la simulación de un rango de valores posibles y la evaluación de un conjunto de criterios para cada uno, concluyéndose que $u = 0,36$ era el mejor valor⁵. Si bien este valor difiere con el de otros trabajos similares, hay que tener en cuenta que el fenómeno inflacionario en Uruguay parte de valores más altos e inestables en comparación con Reino Unido o China (ver Figura ??) y que esto podría llevar a patrones de comportamiento distintos en los precios. Además, Gao et al. (2013) no es totalmente comparable ya que incorpora otros índices de precios además del IPC.

⁴Para este problema en particular, los antecedentes previos sugerían utilizar $u = 0,82$ como en Gao et al. (2013) o $u = 0,5$ como Sarantitis et al. (2018).

⁵En el Anexo A se muestra la derivación de estos resultados.

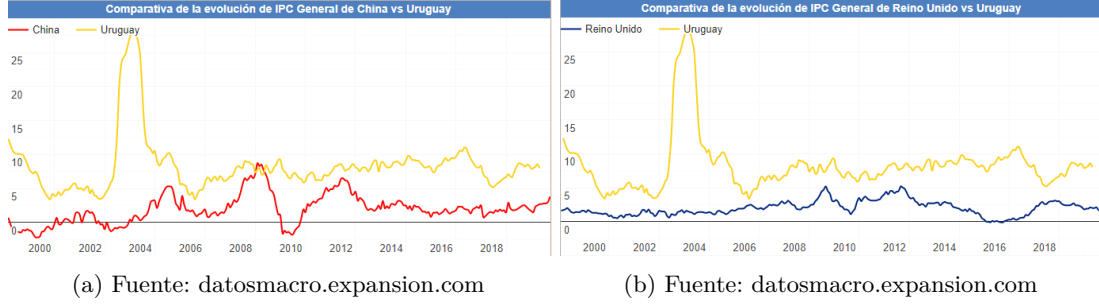


Figura 2: Inflación de Uruguay respecto a la de China y Reino Unido

Una vez filtradas las correlaciones bajas se tiene para cada año de estudio la matriz de adyacencia correspondiente, actualizando la matriz A_t con la Ec. (3). Con esta información, obtenemos el grafo a analizar.

3.4. Dinámica de comunidades

Detectar comunidades dentro de una red no es una tarea sencilla, ya que no existe una única manera de lograrlo que implique un tiempo de resolución razonable. Para este trabajo, se utiliza el algoritmo de *Lowvain* (Blondel et al., 2008). El mismo busca maximizar la modularidad (definida en la Ec. (4)) que no es más que la diferencia entre los enlaces observados y los esperados bajo el supuesto de que la estructura de comunidades es independiente de la formación de enlaces, dividido entre el total de enlaces. Toma valores entre -1 y 1, donde 0 indica que las comunidades son independientes de la cantidad de enlaces que se forman dentro de ellas, 1 implica que solo se forman enlaces dentro de las comunidades y -1 que los enlaces se dan solo fuera de las comunidades.

$$Q = \frac{Obs - Esp}{Total} = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left[A_{t,(i,j)} - \frac{k_i k_j}{2m} \right] \delta(c_i, c_j) \quad (4)$$

La Ec. 4 define a la modularidad Q , donde n es la cantidad de nodos en la red, $A_{t,(i,j)}$ representa el elemento i,j de la matriz de adyacencia A_t , $k_i = \sum_{j=1}^n A_{t,(i,j)}$ la suma de las aristas relacionadas al nodo i , $m = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{t,(i,j)}$, c_i la comunidad a la cual pertenece el nodo i y $\delta(c_i, c_j)$ la delta de Kronecker la cual vale 1 si $c_i = c_j$ y 0 en caso contrario.

El algoritmo comienza asignando a cada nodo una comunidad c_i , teniéndose n comunidades iniciales. Luego, se mueven los nodos a comunidades vecinas siempre y cuando la ganancia en términos de modularidad sea positiva. Cuando ya no se pueden lograr ganancias de modularidad, se tiene una primera estructura de comunidades. Posteriormente, se toman como nodos a estas comunidades y como enlaces a la suma de enlaces entre dichas comunidades (hay *loops*) y se repite el paso anterior. Este procedimiento se repite hasta que mover nodos entre comunidades no mejore la modularidad.

En primera instancia, se buscará estudiar si las comunidades halladas para cada año son constantes o presentan un patrón de evolución dinámico en cuanto a la cantidad de comunidades y la composición de las mismas. En caso de hallar que las comunidades son constantes, podría concluirse que la dinámica no es relevante para el agrupamiento de precios y que siguen el mismo patrón de agrupamiento estable.

Para analizar estos resultados se aplicará este algoritmo a las redes obtenidas cada año y se comparará la cantidad de comunidades obtenidas, la modularidad para cada año de estudio y

también se cuantificará cuantas veces dos nodos coincidieron en la misma comunidad a lo largo de los años de estudio. Se asigna un valor igual a 1 por cada año que los precios estuvieron en la misma comunidad y 0 en caso contrario, pudiendo obtener un máximo de 9 en caso de que coincidan todos los años en la misma comunidad y 0 en caso de que nunca hayan coincidido. En caso de obtenerse únicamente valores iguales a 0 y 9 estaría indicando que cada nodo se mantiene en la misma comunidad a lo largo del periodo de estudio, una situación en la cual el agrupamiento de precios es estático. En cambio, situaciones en las cuales se hallen valores intermedios son indicadores de una dinámica en la formación de comunidades.

De acuerdo a la teoría económica existen diferentes grupos de precios que siguen diferentes patrones de comportamiento según las características de cada bien. El INE agrupa las clases de precios en 12 divisiones distintas y uno de los objetivos de este trabajo es analizar si las categorías propuestas se corresponden con las halladas mediante esta metodología. A su vez, como ya se mencionó en los antecedentes, gran parte de la literatura previa tiende a desagregar los bienes del IPC en transables y no transables para realizar estimaciones; sin embargo, muchas veces no se expone un sustento estadístico que justifique esta decisión sino que se toman como base las características económicas de los bienes, por lo que buscaremos analizar si las comunidades halladas dan sustento estadístico a esta decisión.

Con estos fines, se utilizará como medida de resumen de todos los años de análisis una nueva matriz de adyacencia C donde el elemento i,j de dicha matriz indica la cantidad de años en los cuales los elementos i y j estuvieron conectados, con la salvedad de la diagonal que se supondrá nula.

$$C = \begin{pmatrix} 0 & \sum_t I_{1,2}^t & \cdots & \sum_t I_{1,88}^t \\ \sum_t I_{2,1}^t & 0 & \cdots & \sum_t I_{2,88}^t \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \sum_t I_{88,1}^t & \sum_t I_{88,2}^t & \cdots & 0 \end{pmatrix}, \quad \forall t \in \{2011, \dots, 2019\} \quad (5)$$

$$\text{Siendo: } \begin{cases} I_{i,j}^t = 0 & \text{si } A_{t,(i,j)} = 0 \\ I_{i,j}^t = 1 & \text{si } A_{t,(i,j)} > 0 \end{cases}$$

A la red derivada de esta matriz de adyacencia se le aplicará el algoritmo de *Louvain* y se obtendrán las comunidades correspondientes. Luego, mediante las pruebas no paramétricas de Chi-cuadrado y la prueba exacta de Fisher se contrastará la existencia o no de una asociación entre las comunidades obtenidas y las utilizadas por el INE y también las ya mencionadas categorías de bienes transables y no transables.

3.5. Análisis dinámico de métricas de la red

Uno de los objetivos de este trabajo es analizar la dinámica de las redes y su relación con el proceso inflacionario y verificar si ésta es relevante para el modelo. Para verificarlo, bien podría verse si las redes son exactamente iguales o si en cambio varían con el tiempo e intentar cuantificar esa diferencia⁶. En cambio, existen métricas de resumen que permiten ver diferentes aspectos relevantes

⁶El problema es que, a pesar de que la red solamente contiene 88 nodos, la cantidad posible de redes distintas que podrían formarse es la suma de todas las redes que se pueden formar tomando todas las combinaciones posibles para cada cantidad de aristas posibles, esto si solamente se consideran la existencia o no de aristas. Si además se considera la intensidad del vínculo existen infinitas redes posibles ya que cada arista puede tomar un valor cualquiera en el conjunto $[-1, -u] \cup [u, 1]$ por lo que un análisis “directo” no parece ser la idea más sensata.

de la red de manera simplificada. Se utilizarán las métricas definidas en la Sección 3.4, Ec. (4) para la evolución de comunidades (cantidad de comunidades y modularidad) complementadas por la densidad de la red, la correlación media, la distancia promedio y la transitividad. Se realizará una breve descripción de dichas métricas, aunque una mirada más profunda sobre este tema puede ser encontrada en Newman (2010).

3.5.1. Densidad de la red

Busca cuantificar la cantidad de aristas existentes con respecto a las aristas posibles, cuanto más próximo a 1 sea este valor, más densa será la red y cuanto más próximo a 0 sucederá lo contrario. Para el caso de una red no dirigida y sin *loops* la cantidad de aristas posibles es de $\frac{n \cdot (n-1)}{2}$, siendo n la cantidad de nodos de la red.

$$DR = \frac{\text{cantidad de aristas}}{\text{total de aristas posibles}} \quad (6)$$

3.5.2. Transitividad

Es una medida que cuantifica la tendencia que tienen los nodos de una red de formar grupos cerrados. Dados 3 nodos i , j y k donde i y j están conectados (es decir, $e_{i,j} \in E$) y j y k también están conectados, la transitividad de la red se interpreta como la probabilidad, desde un enfoque frecuentista, de que i y k estén conectados condicional a lo anterior.

$$T = P(e_{i,k} \in E \mid e_{i,j}, e_{j,k} \in E) \quad \forall i, j, k \in \{1, \dots, 88\} \quad (7)$$

3.5.3. Distancia promedio

Es una medida que cuantifica la eficiencia con la cual la información fluye dentro de la red. Se calcula como el promedio de todos los caminos más cortos entre dos nodos distintos y no tiene en cuenta el peso de los aristas para su cálculo (si existe una arista considera que vale 1).

$$\bar{d} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_i \sum_j d_{i,j} \quad \forall i, j \in \{1, \dots, 88\} \quad (8)$$

Donde $d_{i,j}$ representa la cantidad de pasos necesarios para llegar al nodo i desde el nodo j .

3.5.4. Correlación media

El cálculo de esta métrica se realiza antes de filtrar las correlaciones cercanas a cero y tiene la siguiente fórmula:

$$CorMedia = \frac{1}{n(n-1)} \sum_i \sum_{j \neq i} r_{i,j} \quad \forall i, j \in \{1, \dots, 88\} \quad (9)$$

3.6. Precios relevantes

Resulta trascendente poder identificar cuáles de estas clases de precios son relevantes en la formación y difusión de precios. Identificar precios que tengan influencia en la difusión permite saber dónde hay que “atacar” en caso de querer reprimir una presión inflacionaria. Con este fin, se utilizarán la centralidad de intermediación y la centralidad del vector propio para poder detectar en los distintos años de estudio a los nodos que tuvieron mayor relevancia.

3.6.1. Centralidad de intermediación

La centralidad de intermediación del nodo i cuantifica la cantidad de caminos más cortos que unen dos nodos de la red que pasan por el nodo i . Esta medida busca captar la influencia que el nodo i tiene en la difusión de precios y su capacidad de intermediar entre distintos precios.

$$B_i = \sum_{j \neq i} \sum_{k \neq i} \frac{\sigma_{i,j,k}}{\sigma_{j,k}} \quad \forall i, j, k \in \{1, \dots, 88\} \quad (10)$$

Donde $\sigma_{j,k}$ representa la cantidad de caminos más cortos entre j y k , mientras que $\sigma_{i,j,k}$ representa la cantidad de caminos más cortos entre j y k que pasan por el nodo i .

3.6.2. Centralidad del vector propio

Es una medida que busca captar la centralidad de un nodo en una red. Esta medida pondera por la cantidad de relaciones que un nodo tiene, la intensidad de dichas relaciones y la influencia que tienen los nodos con los cuales están relacionados. La forma de cálculo es la siguiente:

$$X_i = \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^{88} A_{i,j} X_j \quad \forall i \in \{1, \dots, 88\} \quad (11)$$

Donde $A_{i,j}$ representa el elemento i,j de la matriz de adyacencia en un momento t determinado (se omite la notación por simplicidad), λ es el mayor de los valores propios de la matriz A y X_j la centralidad del vector propio del elemento j .

4. Resultados

4.1. Dinámica de comunidades

La Figura 3 muestra la evolución de la cantidad de comunidades halladas y el valor de la modularidad para el período de estudio. Puede observarse que ninguno de los dos indicadores se comporta de manera estable, lo que implica que tanto la cantidad como el tamaño de las comunidades varía así como también la calidad (modularidad) de las mismas. Asimismo, la Tabla 1 muestra que, con respecto a la cantidad de veces que dos nodos coinciden en una comunidad en distintos años, se obtuvieron resultados que parecen acompañar la hipótesis de dinámica en la formación de comunidades, ya que solamente un 24,55% de los valores se corresponden con la situación de comunidades estáticas. Es importante destacar que de ese 24,55% la gran mayoría se corresponde con situaciones donde los nodos no se encuentran nunca en la misma comunidad (0). Esto puede indicar que existe una gran cantidad de clases de precios cuyas dinámicas no parecerían estar relacionadas según esta técnica en el período de estudio; de la misma manera, existen muy pocos casos (1,04%) donde dos clases de precios pertenecen a la misma comunidad durante todo el período estudiado.



Figura 3: Cantidad de comunidades y modularidad en el período de estudio.

Tabla 1: Frecuencia de valores para el testeo de la hipótesis de estabilidad de las comunidades.

Valores	Frecuencia	Frecuencia relativa
0	900	23,51 %
1	1198	31,3 %
2	868	22,68 %
3	430	11,23 %
4	218	5,69 %
5	83	2,17 %
6	49	1,28 %
7	24	0,63 %
8	18	0,47 %
9	40	1,04 %

En cuanto a la detección de un conjunto de comunidades como medida de resumen de todos los años se obtuvieron 3 comunidades distintas (ver Anexo B), representadas en el grafo presentado en la Figura 4. La comunidad 1 está compuesta típicamente por bienes no transables aunque presenta ciertas excepciones. En cuanto a las comunidades 2 y 3, están compuestas principalmente por bienes transables aunque en una proporción menor. Esta información se presenta en la Tabla 2. Para poder contrastar si la categorización de bienes transables y no transables está asociada con las comunidades halladas se realizó la prueba Chi-cuadrado la cual compara la frecuencia obtenida contra la frecuencia esperada bajo el supuesto de no asociación (H_0), es decir, que las categorías transables y no transables no son relevantes a la hora de la formación de comunidades. Se obtuvo un p -valor $< 0,01$ por lo que se rechaza la hipótesis de independencia. Esto nos permite concluir que la categorización entre bienes transables y no transables es relevante en la formación de comunidades.

Con respecto a las divisiones propuestas por el INE, se buscó contrastar si se encuentran asociadas con las comunidades halladas mediante esta metodología. Se debe tener en cuenta que al tener 3 comunidades y 12 divisiones hay 36 categorías posibles para 88 observaciones (precios), por lo cual se utilizó la prueba exacta de Fisher ya que ésta ofrece mejores resultados que la prueba de Chi-cuadrado si se dispone de pocas observaciones. El p -valor obtenido fue de 0,006 por lo que con un nivel de confianza del 95 % se rechaza la hipótesis de independencia. Sin embargo, si se considera la gran cantidad de categorías posibles y la poca cantidad de observaciones parecería

razonable tomar estos resultados como algo meramente indicativo.

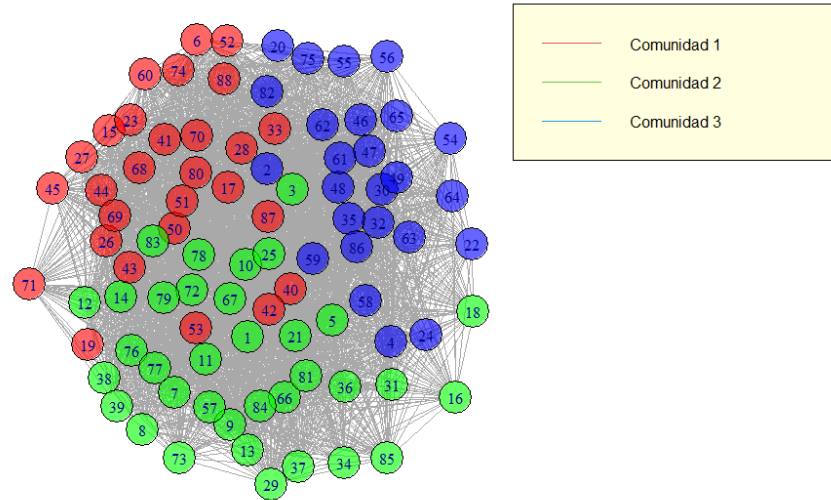


Figura 4: Comunidades de bienes: Resumen de todos los años

Tabla 2: Bienes y servicios clasificados por transabilidad según comunidades

Comunidad	Transables	No transables	Total
1	4	24	28
2	25	10	35
3	18	7	25
Total	47	41	88

4.2. Métricas de la red

Para cada métrica se tiene una observación por año de estudio, es decir, 9 observaciones. Se calcula el coeficiente de correlación entre diferentes métricas (ver Tabla 3) y se agrega la inflación anual con el fin de analizar si presenta asociación con alguna de las métricas propuestas. El estudio de estas correlaciones permite ver el grado de asociación lineal entre la dinámica del sistema (vista a través de la inflación anual) y lo que ocurre a nivel de las redes de precios. Asimismo, también permite estudiar relaciones entre las métricas y ver si éstas tienen un comportamiento razonable.

Tabla 3: Correlación lineal entre diferentes métricas

	Distancia promedio	Densidad de la red	Transit.	Cantidad comunidades	Modul.	Correlación media	inflación anual
Distancia promedio	1.00	-0.93	-0.27	-0.29	0.92	-0.95	0.13
Densidad de la red	-0.93	1.00	0.53	0.30	-0.82	0.98	-0.25
Transitividad	-0.27	0.53	1.00	0.29	-0.16	0.51	-0.41
Cdad. comunidades	-0.29	0.30	0.29	1.00	0.05	0.31	-0.08
Modularidad	0.92	-0.82	-0.16	0.05	1.00	-0.86	0.04
Correlación media	-0.95	0.98	0.51	0.31	-0.86	1.00	-0.20
Inflación anual	0.13	-0.25	-0.41	-0.08	0.04	-0.20	1.00

Si bien solamente 9 observaciones es una cantidad pequeña para derivar conclusiones, se puede observar que la inflación anual no parece tener una asociación demasiado fuerte con ninguna de las métricas. Las correlaciones más fuertes, aunque igualmente bajas en valores absolutos, son las que tiene con la transitividad y la densidad de la red. En el primer caso, podría interpretarse que una mayor formación de conjuntos de precios que forman grupos cerrados estaría negativamente asociado con la inflación. En el segundo caso, puede interpretarse que hay una asociación débil y negativa entre el nivel inflacionario y la cantidad de enlaces que hay en la red. En cuanto a la asociación con la correlación media de la red se obtuvo un resultado similar al encontrado por Sarantitis et al. (2018), quienes obtuvieron una correlación de -0.08.

A su vez, puede verse que hay una relación negativa entre la calidad de las comunidades formadas (modularidad) y la densidad de la red, lo que podría indicar que en este caso redes menos densas forman comunidades más cohesivas. Como era de esperar, una red muy densa facilita el contacto entre dos precios distintos, por lo que la relación fuerte y negativa entre la densidad de la red y la distancia promedio entre dos nodos cualesquiera es un resultado esperable.

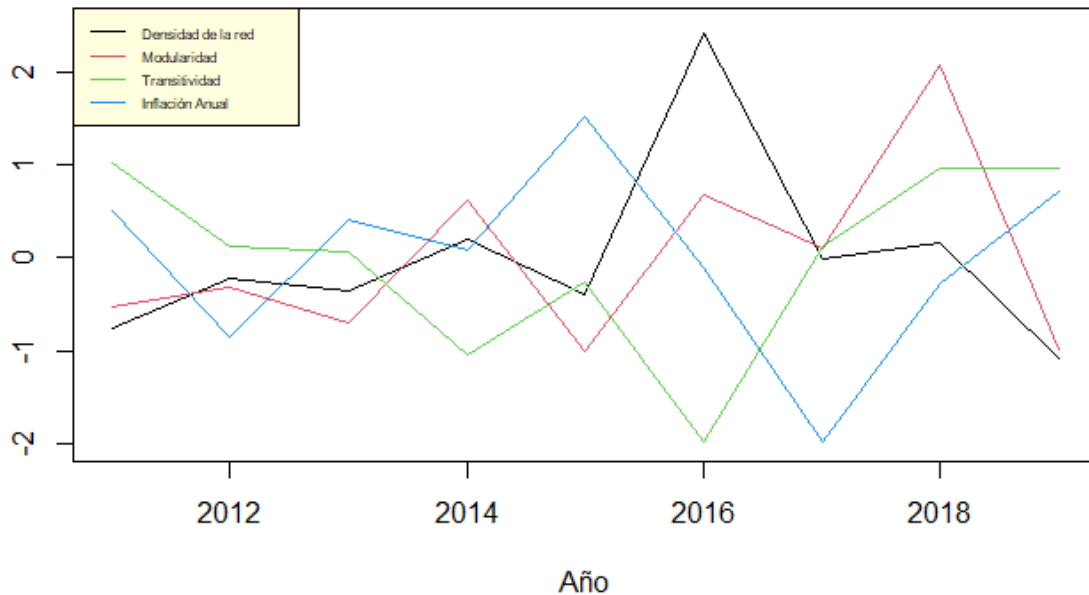


Figura 5: Evolución de métricas estandarizadas para el período 2011-2019. Fuente: INE. Elaboración propia.

En la Figura 5 se presentan estandarizadas la evolución de la inflación anual junto a ciertas

métricas de relevancia. Estas métricas presentan un patrón dinámico relevante y año a año parecen estar modificando su comportamiento, por lo que suponer que la estructura subyacente en la formación de precios de la economía uruguaya es estática no es un supuesto razonable.

Estos resultados dan evidencia a favor de una evolución de la estructura de precios en la economía, ya que su representación mediante redes presenta cambios a lo largo del período de estudio, indicando que las redes obtenidas evolucionan en el tiempo.

4.3. Precios relevantes

En las siguientes tablas se presentan los precios de mayor relevancia por año de acuerdo a los criterios de centralidad de vector propio y centralidad de intermediación definidos previamente:

Tabla 4: Nodos con mayor centralidad del vector propio por año

Año	Nombre	División
2011	Electricidad	Vivienda
2012	Equipo para la recepción, grabación y reproducción de sonidos e imágenes	Recreación y Cultura
2013	Piezas de repuesto y accesorios para equipo de transporte personal	Transporte
2014	Artefactos para el hogar grandes, eléctricos o no	Muebles y Artículos Para el Hogar
2015	Seguro relacionado con el transporte	Bienes y Servicios Diversos
2016	Herramientas y equipo grandes	Muebles y Artículos Para el Hogar
2017	Servicios de recreación y deportivos	Recreación y Cultura
2018	Artefactos para el hogar grandes, eléctricos o no	Muebles y Artículos Para el Hogar
2019	Servicios telefónicos y de facsímile	Comunicaciones

Tabla 5: Nodos con mayor centralidad de intermediación por año

Año	Nombre	División
2011	Animales domésticos y productos conexos	Recreación y Cultura
2012	Aceites y grasas	Alimentos y Bebidas No Alcohólicas
2013	Servicios médicos	Salud
2014	Materiales para la conservación y la reparación de la vivienda	Vivienda
2015	Conservación y reparación de equipo de transporte personal	Transporte
2016	Transporte combinado de pasajeros	Transporte
2017	Servicios culturales	Recreación y Cultura
2018	Pan y cereales	Alimentos y Bebidas No Alcohólicas
2019	Conservación y reparación de equipo de transporte personal	Transporte

Puede notarse que los criterios arrojan resultados diferentes en términos de centralidad, lo cual es algo esperable ya que buscan captar distintos aspectos de la centralidad de cada nodo. Asimismo, en ninguno de los dos criterios utilizados parece destacarse un mismo bien en todos los años o alguna de las divisiones en especial. Estos resultados van en línea con la hipótesis de evolución dentro de las redes, ya que parecería que los nodos de mayor importancia son inestables y no logran repetirse. De haberse encontrado una situación donde los nodos centrales fueran recurrentes, esto permitiría dar una idea de qué precios son influyentes siempre en la inflación, pero estos resultados permiten ver que no hay ningún precio que se destaque, lo que implicaría que contener presiones inflacionarias no sería tan sencillo como reprimir el aumento de algún precio en particular.

5. Conclusiones

En este trabajo hemos realizado un análisis empírico del Índice de Precios al Consumidor del Uruguay en el contexto del análisis de redes. En particular, el trabajo introduce distintas métricas de redes y métodos de agrupamiento para realizar un análisis multinivel de la red de 88 clases de IPC y detectar cuales son los precios relevantes y las conexiones principales de la red. Se ha incorporado una metodología novedosa para analizar el fenómeno inflacionario que permite ver aspectos no considerados en la modelización econométrica tradicional.

Se ha mostrado que la estructura subyacente del sistema de precios uruguayo presenta un patrón evolutivo y los precios parecen agruparse y comportarse de manera distinta cada año. Esto tiene implicaciones en cuanto a las limitaciones de las estimaciones econométricas a mediano y largo plazo ya que en general es necesario suponer cierta estabilidad en el modelo y los parámetros, lo cual no parecería cumplirse. Por otra parte, limita severamente las acciones tendientes a influir sobre la inflación a partir de medidas gubernamentales de control de precios con información sobre el pasado.

Desafortunadamente, no existen estudios similares para países con características similares a las de Uruguay, lo que limita la posibilidad de hacer comparaciones que permitirían hacer aún más enriquecedor el análisis. En economías con historial de moderada y alta inflación, la situación es cualitativamente diferente a los países con baja inflación, ya que cambian los horizontes temporales de decisión, la eficiencia económica y las condiciones sociales y políticas (Heymann & Leijonhufvud, 1995).

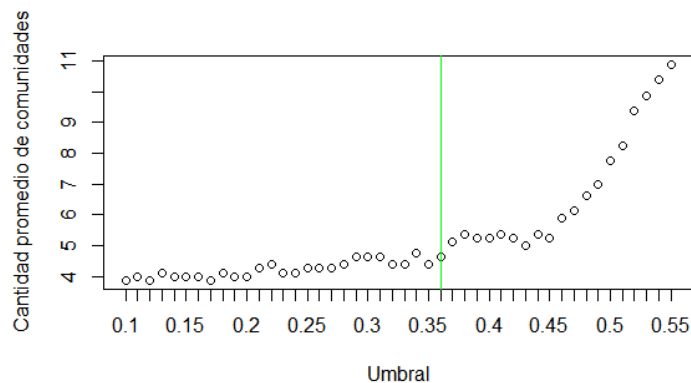
Esta investigación puede continuarse en el futuro mediante la utilización de ventanas temporales más cortas, mensuales o trimestrales, que permitan captar mejor la dinámica de las redes y así poder observar la evolución de manera más detallada. A su vez, esta red puede estudiarse con un mayor nivel de desagregación, analizando la dinámica de los precios a nivel de productos. Asimismo, podría ser útil realizar estudios similares para países de la región para permitir una mejor interpretación de estos resultados en términos comparativos y permitir identificar patrones en común. Igualmente, extender el tipo de relaciones entre las variables relevantes a vínculos no lineales permitirá analizar comunidades generadas a partir de relaciones no lineales ni contemporáneas entre los precios.

Anexo A. Estimación del umbral u

Para la estimación del umbral u se procedió a simular las distintas redes para los 8 años de estudio en el rango de valores $[0.1; 0.55]$ de este parámetro. Para valores mayores a 0.55, la red quedaba con muchos nodos aislados. Es preciso aclarar que este procedimiento se realizó antes de concluido el 2019 por lo cual no se incluyen los valores de este año para el cálculo. Se calculó un conjunto de métricas y se procedió a seleccionar el valor del umbral buscando que éste cumpliera con dos propiedades:

- (1) Que fuera un punto de inflexión en alguna de las métricas de interés;
- (2) Que este valor no presentara situaciones atípicas o extrañas en las demás métricas.

Con estos fines, se evaluó un conjunto de métricas para las 8 redes obtenidas, y luego se procedió a sintetizar esa información calculando el promedio de dichas métricas en los 8 años para cada valor del umbral. En particular, se puede ver que el valor de $u = 0,36$ parecería ser un punto de inflexión con respecto a la cantidad de comunidades que se halla en promedio para cada año (ver Figura 6) lo que indicaría que de presionarse el valor del umbral más hacia arriba el número de comunidades obtenidas empezaría a tener un comportamiento errático dificultando el análisis que se busca realizar.



cdad comun.png

Figura 6: Cantidad de comunidades promedio para distintos valores de u

A su vez, se puede apreciar en la Figura 7 que el valor seleccionado no parece presentar problemas en las métricas evaluadas. Para el caso de la densidad de la red y la modularidad se ve un crecimiento monótono y sin perturbaciones a medida que se aumenta el valor del umbral, lo mismo pero en sentido contrario sucede con la distancia promedio; por lo que podría concluirse que el valor 0.36 no parece presentar problemas con respecto a estas métricas. Por último, se puede ver en la esquina inferior de la Figura 7 la proporción de años que las redes se comportaron como redes de “mundo pequeño” (Watts & Strogatz, 1998) (m.p), observándose que los resultados parecen ser relativamente estables para el rango de valores simulados.

otras metricas.png

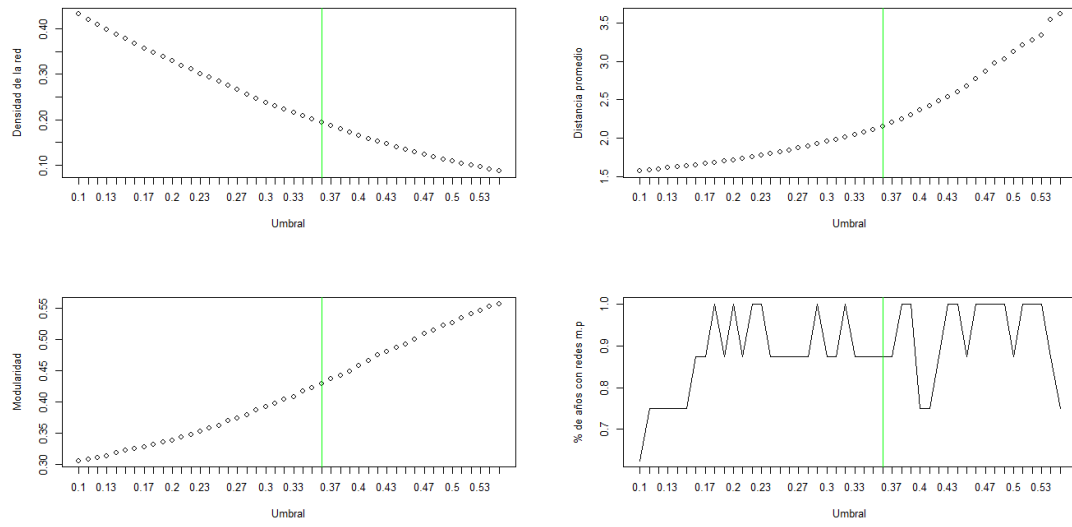


Figura 7: Evolución promedio de diferentes métricas para distintos valores de u

Anexo B. Comunidades halladas

Tabla 6: Comunidades halladas como medida de resumen

	Comunidad 1	Comunidad 2	Comunidad 3
1	Artefactos y equipos terapéuticos	Aceites y grasas	Alquileres efectivos pagados por los inquilinos
2	Combustibles y lubricantes para equipo de transporte personal	Aguas minerales, refrescos, jugos de frutas y de legumbres	Artefactos para el hogar grandes, eléctricos o no
3	Conservación y reparación de equipo de transporte personal	Alcantarillado	Bicicletas
4	Electricidad	Animales domésticos y productos conexos	Carne
5	Frutas	Artículos de vidrio y cristal, vajilla y utensilios para el hogar	Equipo de procesamiento e información
6	Gas	Azúcar, mermelada, miel, chocolate y dulces de azúcar	Equipo fotográfico, cinematográfico e instrumentos ópticos
7	Juegos de azar	Bebidas destiladas	Equipo para la recepción, grabación y reproducción de sonidos e imágenes
8	Limpieza, reparación y alquiler de prendas de vestir	Bienes para el hogar no duraderos	Equipo telefónico y de facsímil
9	Otros servicios n.e.p.	Café, te y cacao	Herramientas y equipo grandes
10	Otros servicios relacionados con la vivienda n.e.p.	Cerveza	Juegos, juguetes y aficiones
11	Otros servicios relativos al equipo de transporte personal	Combustibles sólidos	Leche, queso y huevos
12	Papel y útiles de oficina y materiales de dibujo	Comedores	Medios para grabación
13	Reparación de artefactos para el hogar	Diarios y periódicos	Motocicletas
14	Reparación y alquiler de calzado	Enseñanza no atribuible a ningún nivel	Muebles y accesorios
15	Restaurantes, cafés y establecimientos similares	Enseñanza preescolar o enseñanza primaria	Paquetes turísticos
16	Seguro relacionado con el transporte	Enseñanza secundaria	Piezas de repuesto y accesorios para equipo de transporte personal
17	Servicios culturales	Enseñanza terciaria	Recogida de basuras
18	Servicios de hospital	Herramientas pequeñas y accesorios diversos	Seguro relacionado con la vivienda
19	Servicios de recreación y deportivos	Jardines, plantas y flores	Servicios de alojamiento
20	Servicios de veterinaria y de otro tipo para animales domésticos	Legumbres y Hortalizas	Servicios para la conservación y la reparación de la vivienda
21	Servicios dentales	Libros	Servicios postales
22	Servicios médicos	Materiales para la conservación y la reparación de la vivienda	Transporte combinado de pasajeros
23	Servicios médicos mutuales y colectivos	Otros aparatos, artículos y productos para la atención personal	Transporte de pasajeros por aire
24	Servicios paramédicos	Otros efectos personales	Transporte de pasajeros por mar y cursos de agua interiores
25	Servicios telefónicos y de facsímil	Otros servicios de transporte adquiridos	Vehículos a motor
26	Suministro de agua	Pan y cereales	
27	Tabaco	Pescado	
28	Transporte de pasajeros por carretera	Prendas de vestir	
29		Productos alimenticios n.e.p.	
30		Productos farmacéuticos	
31		Productos textiles para el hogar	
32		Salones de peluquería y establecimientos de cuidados personales	
33		Servicios domésticos y para el hogar	
34		Vino	
35		Zapatos y otros calzados	

Referencias

- Arthur, W. B. (1999). Complexity and the economy. *Science*, 284(5411), 107–109.
- Balassa, B. (1964). The purchasing-power parity doctrine: a reappraisal. *Journal of Political Economy*, 72(6), 584–596.
- Bergara, M., Dominioni, D., & Licandro, J. A. (1995). Un modelo para comprender la “enfermedad uruguaya”. *Revista de Economía*, 2(2), 39–76.
- Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2008, P10008.
- Box, G. E. & Jenkins, G. M. (1970). Time series analysis: Forecasting and control. *Holden-Day, San Francisco*.
- Brum, C., Cuitiño, F., Mourelle, J., & Vicente, L. (2012). Modelos multivariados para predecir la inflación en Uruguay. *Banco Central del Uruguay*.
- Cancelo, J. R., Fernández, A., Grosskoff, R., Selves, R., & Villamonte, G. (1994). Precios de transables y no transables: Un enfoque ARIMA-IA. *IX Jornadas de Economía del Banco Central del Uruguay, Montevideo, Uruguay*.
- Cuitiño, F., Ganón, E., Tiscordio, I., & Vicente, L. (2010). Modelos univariados de series de tiempo para predecir la inflación de corto plazo. *XXV Jornadas de Economía del Banco Central del Uruguay*.
- De Gregorio, J., Giovannini, A., & Wolf, H. C. (1994). International evidence on tradables and nontradables inflation. *European Economic Review*, 38(6), 1225–1244.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 50(4), 987–1007.
- Gao, X., An, H., & Zhong, W. (2013). Features of the correlation structure of price indices. *PLoS One*, 8(4), 1–9.
- Garda, P., Lanzilotta, B., & Lorenzo, F. (2004). Descripción y evaluación de un esquema metodológico para el diagnóstico y predicción de la inflación en Uruguay. *XIX Jornadas de Economía del Banco Central del Uruguay*.
- Heymann, D. & Leijonhufvud, A. (1995). High Inflation: The Arne Ryde Memorial Lectures. *OUP Catalogue*.
- Jackson, M. O. (2010). *Social and economic networks*. Princeton University Press.
- Nasir, M. A. & Vo, X. V. (2020). A quarter century of inflation targeting & structural change in exchange rate pass-through: Evidence from the first three movers. *Structural Change and Economic Dynamics*.
- Newman, M. (2010). *Networks: an introduction*. Oxford University Press.
- Samuelson, P. A. (1964). Theoretical notes on trade problems. *The Review of Economics and Statistics*, 46(2), 145–154.
- Sarantitis, G. A., Papadimitriou, T., & Gogas, P. (2018). A network analysis of the United Kingdom’s Consumer Price Index. *Computational Economics*, 51(2), 173–193.
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 48(1), 1–48.
- Sun, Q., Gao, X., Wen, S., Chen, Z., & Hao, X. (2018). The transmission of fluctuation among price indices based on Granger causality network. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 506, 36–49.
- Watts, D. J. & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 393(6684), 440–442.