

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES



**INCERTIDUMBRE EN TIEMPOS DEL COVID-19: EL CASO
ESPAÑOL**

Autor:

Alejandro Vicente Fernández

Tutor:

Miguel Sebastián Gascón

Grado en Economía

Trabajo de fin de grado

CURSO ACADÉMICO: 2020-2021

CONVOCATORIA: junio

RESUMEN

El presente trabajo tiene como objetivo cuantificar los efectos del shock de incertidumbre causado por la irrupción del virus SARS-CoV-2 en Europa en febrero y marzo de 2020. Para ello se proponen una serie de indicadores, tomados de la literatura o de elaboración propia, que pueden servir como proxys para la medición de la incertidumbre; una vez hecho esto, se han estimado una serie de modelos de tipo VAR que relacionan uno o varios de los indicadores elegidos con ciertas variables macroeconómicas para, a través de las funciones de impulso-respuesta, tratar de determinar qué impacto tuvo el shock de incertidumbre debido al Covid-19 en dichas variables. La primera parte del análisis se centra en el caso de España, comparando los resultados obtenidos a través de tres proxys de incertidumbre distintos. En la segunda parte del análisis, dado un modelo base, se comparan los resultados con los de las estimaciones del mismo modelo para los datos de otros tres países europeos, Francia, Italia y Alemania, además de Estados Unidos y Australia.

Palabras clave: Covid-19, EPU, Incertidumbre, VAR, Volatilidad

ÍNDICE

RESUMEN	1
1- INTRODUCCIÓN	3
1. SARS-CoV-2: Irrupción e impacto	3
2. La economía de la incertidumbre	6
2- MEDICIÓN DE LA INCERTIDUMBRE	9
1. Revisión de la literatura.....	9
2. Datos usados en el trabajo	12
3- ANÁLISIS EMPÍRICO	16
1. Marco teórico	16
2. El caso de España.....	17
3. Comparativa internacional	22
4- CONCLUSIONES	28
5- REFERENCIAS.....	29
APÉNDICE A: PASOS PREVIOS A LA ESTIMACIÓN DEL VAR	32
APÉNDICE B: ANÁLISIS DE ROBUSTEZ.....	34
APÉNDICE C: EXOGENEIDAD DE LA INCERTIDUMBRE	37

1- INTRODUCCIÓN

1. SARS-CoV-2: Irrupción e impacto

En un informe de la Organización Mundial de la Salud (OMS) de enero de 2020, se reportaba la aparición de un brote de neumonía de origen desconocido en la provincia de Wuhan, China. Poco después se identificó al causante de la enfermedad, un nuevo tipo de coronavirus denominado en principio 2019-nCoV, que después sería renombrado como SARS-CoV-2. Si bien aún no se conoce el origen exacto del virus, según el informe de la OMS de marzo de 2021 parece probable su procedencia animal.

Se estima que el SARS-CoV-2 llegó a Europa en diciembre de 2019, antes siquiera de que la OMS reportase la existencia de la enfermedad. El primer caso notificado en territorio español se dio el 31 de enero de 2020, un turista alemán de vacaciones en La Gomera; el primer fallecimiento llegaría el 13 de febrero de 2020, si bien no se identificó la causa hasta tiempo después. El 4 de marzo, Italia cerró colegios y universidades, y prohibió la asistencia de público a eventos deportivos; España esperó hasta el día 9 del mismo mes para tomar medidas similares, recomendando el teletrabajo en la medida de lo posible. Podríamos determinar que las dos semanas que median entre el lunes 2 de marzo y el lunes 16 de marzo fueron las que crearon en la población europea la plena consciencia del momento crítico que se estaba viviendo: España anunció el confinamiento total el 14 de marzo, después de que Italia lo hubiese impuesto a escala nacional 4 días antes; Francia esperó hasta el día 17 para tomar dicha medida, mientras que Alemania fue menos drástica en este sentido, y se limitó, desde el 22 de marzo, a establecer restricciones de la vida pública, tales como la limitación de personas que pueden pasear juntas o el cierre de colegios y negocios no fundamentales. A pesar de estas restricciones, a mediados de mayo de 2021, se habían reportado en total cerca de 161 millones de casos de Covid-19 en todo el mundo, y cerca de 3.5 millones de fallecimientos. Según el Ministerio de Sanidad, para la misma fecha se habían contabilizado más de 3.6 millones de casos de Covid-19 en España, y más de 79300 fallecidos.

Se podrían mencionar, sin embargo, los casos de algunos países que combatieron el virus con eficacia desde su aparición y hoy en día pueden presumir de haber vuelto a la normalidad sin la necesidad acuciante de acelerar los ritmos de vacunación. Uno de estos ejemplos es el de Australia, que desde la tercera semana de marzo introdujo restricciones de forma descentralizada, delegando las decisiones en los gobiernos de sus estados. La figura 1 muestra la comparación de las muertes confirmadas por Covid-19, por millón de

habitantes, entre Australia y España; como se ve, la incidencia del virus en el país oceánico es mínima en comparación con la que ha tenido en España, que a su vez no se aleja en exceso de la de otros países del entorno europeo.

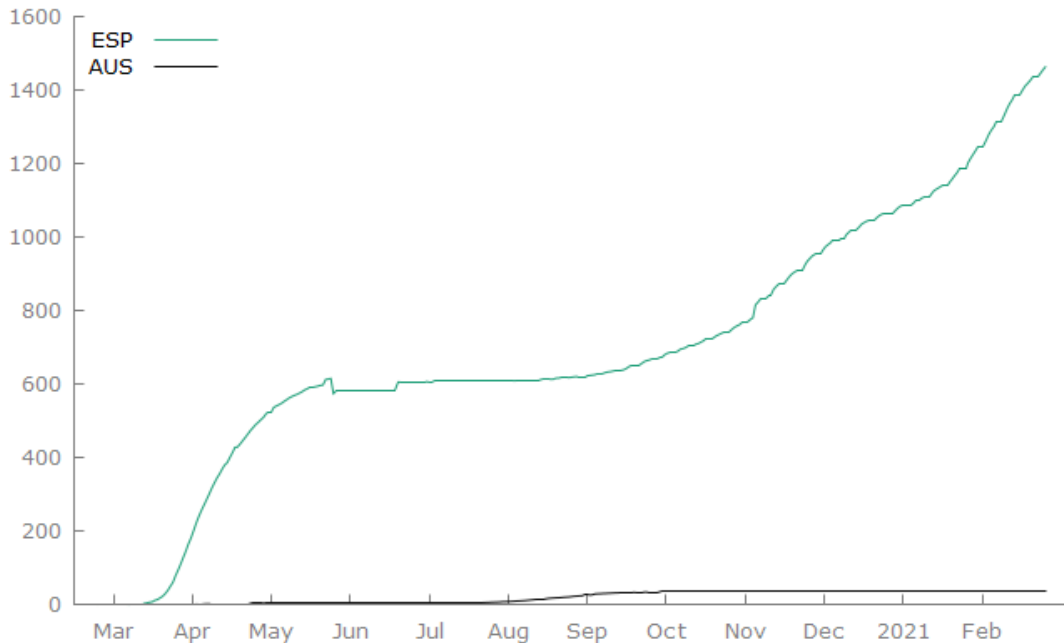


Figura 1: muertes por millón de habitantes, Australia vs España. Fuente: elaboración propia, con datos de Ourworldindata.org.

El confinamiento y las restricciones a los negocios no esenciales pusieron a las economías de todo el mundo en *stand-by*, provocando un drástico desplome de todas las variables macroeconómicas. En la figura 2 podemos ver, como resumen de dicha caída, la evolución del PIB, en índice de base 100, en cinco de las economías objeto de análisis para este trabajo. Si tomamos la primera ola como los dos primeros trimestres de 2020, podemos ver que, en este período, el PIB de España se contrajo un 22.2%, el de Alemania un 10.6%, el de Francia un 15.5%, el de Italia un 16.6% y el de Estados Unidos un 10.25% con respecto al cuarto trimestre de 2019. Aún es pronto para evaluar el efecto total de la pandemia sobre el crecimiento económico, pero puede ser útil aproximar el peor escenario posible a partir de las estimaciones de Barro, Ursúa y Weng (2020) sobre el impacto económico de la pandemia de gripe de 1918, cifradas en una caída del 6% anual del PIB per cápita y del 8% del consumo per cápita para el país representativo.

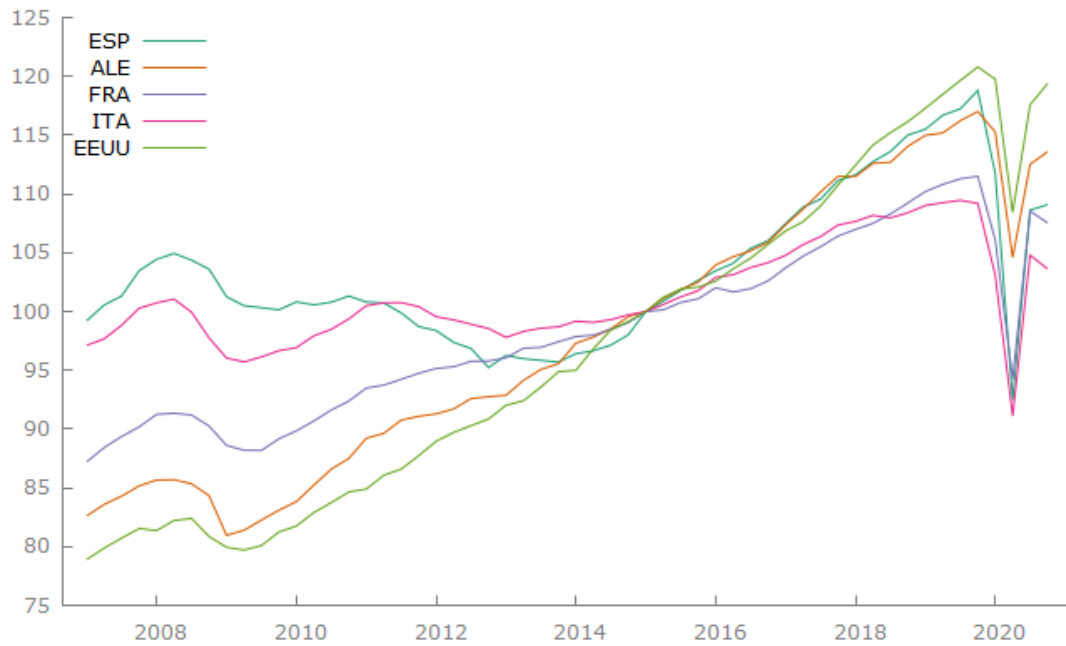


Figura 2: evolución del PIB (2015=100). Fuente: elaboración propia con datos de Eurostat.

La preocupación generalizada por el avance del virus, del que poco se sabía y contra el que difícilmente se podía luchar de forma directa, se sumó a las dudas sobre la forma de gestionar la estabilización del shock económico y la posterior recuperación, y a la incertidumbre absoluta de los agentes sobre el futuro económico inmediato. Si bien es innegable que el parón de una proporción elevada de la actividad productiva es el factor fundamental a la hora de explicar el shock macroeconómico, dicha incertidumbre de los agentes debería ser tomada en cuenta y cuantificada para poder pintar un cuadro realista del impacto del Covid-19 en todas las economías del mundo.

2. La economía de la incertidumbre

Antes de entrar en materia, conviene precisar conceptos: tradicionalmente, desde Knight (1921), la literatura económica diferencia entre riesgo, para el que se considera que la distribución de probabilidad de un conjunto de eventos es conocida, e incertidumbre, para la que dicha distribución es desconocida. Desde Epstein (1999), la convención es considerar incierta una situación similar a la del riesgo *knightiano*, llamando ambigüedad a la incertidumbre *knightiana*. Para este trabajo, de carácter puramente empírico, la precisión formal de este asunto no es relevante, por lo que definiremos la incertidumbre como la falta de información de los agentes sobre la trayectoria futura de la actividad económica, y sobre el enfoque que adoptarán al respecto los responsables políticos.

Los últimos tres lustros han alumbrado una amplia literatura que investiga la relación entre la incertidumbre y el ciclo económico. Como exponen Bloom (2009) o Christiano, Motto y Rostagno (2014), la incertidumbre es contracíclica, incrementándose en épocas de baja actividad económica y reduciéndose en las expansiones. El interés con respecto a la incertidumbre radica en su relación con las contracciones del crecimiento, y en la dirección de causalidad de esta relación; desde el punto de vista teórico, muchos autores han desarrollado modelos de equilibrio general en los que sitúan esta relación y que permiten estimar funciones de impulso-respuesta a shocks de incertidumbre (véanse Bloom (2009) o Fernández-Villaverde y Guerrón-Quintana (2020)).

Bloom (2014), tras hacer un repaso de la literatura existente, ofrece un análisis detallado de la relación entre incertidumbre y actividad económica, dividiendo su explicación en dos partes: por un lado, expone la forma en la que las recesiones pueden agravar la incertidumbre de los agentes; por otro, hace lo propio con el impacto de los shocks exógenos de incertidumbre en la actividad económica:

- A. Recesión como causa de incertidumbre. Identifica 4 mecanismos:
 - a. Cuando el ciclo económico es contractivo, la actividad de las empresas decae y los flujos de información se reducen.
 - b. Las recesiones dificultan la predicción del futuro a corto y medio plazo.
 - c. En época de recesión, los responsables de política económica se aventuran más que en tiempos estables a impulsar medidas arriesgadas

o novedosas, incrementándose la incertidumbre de los agentes al respecto.

- d. Cuando los negocios van mal, es relativamente más barato desviar recursos no utilizados a I+D, elevándose la incertidumbre a nivel micro, y con ello a nivel macro.

B. Incertidumbre afectando a la actividad económica. El autor incluye en el análisis dos mecanismos por los cuales la incertidumbre incide negativamente en la economía y uno por el cual ocurre lo contrario:

- a. Comportamiento precautorio: desde Bernanke (1983), el grueso de la literatura sobre este tema se ha centrado en este nexo. Desde el punto de vista de la empresa, la idea consiste en que, en presencia de costes de ajuste (tanto de la inversión como de la contratación) los empresarios prefieren posponer estas acciones. En el caso de los hogares, la precaución se manifiesta en el consumo de bienes duraderos, por lo que, ante alta incertidumbre sobre la renta futura, los hogares tenderán a posponer dichas compras. Baker et al. (2020a) ofrecen la primera aproximación a este efecto en relación a la pandemia de Covid-19. El comportamiento precautorio no sólo afecta al nivel de empleo, consumo e inversión, sino que distorsiona la sensibilidad de los agentes a las señales de política económica, reduciendo su efectividad, como señalan Bertola, Guiso y Pistaferri (2005) con respecto al consumo y las políticas expansivas de demanda. Además, cabría indicar que los agentes elevan su ahorro ante alta incertidumbre, por lo que el efecto es negativo en el corto plazo pero incierto en el largo. Como indican Fernández-Villaverde et al. (2011), dicho incremento del ahorro tiende a salir del país en el caso de economías pequeñas y muy abiertas al exterior (como podría ser el caso de España), por lo que es plausible considerar el ahorro precautorio como potencialmente contractivo.
- b. Aversión al riesgo y prima de riesgo: bajo la premisa de la aversión al riesgo, los shocks de incertidumbre elevan la prima de riesgo exigida por los inversores, por lo que se incrementa el coste de financiación.
- c. Efecto Oi-Hartman-Abel: como se explica en Oi (1961), Hartman (1972) y Abel (1983), cuando las empresas pueden fácilmente

incrementar su producción en épocas expansivas y reducirla en épocas recesivas, podrían estar interesadas en incrementos de incertidumbre. Formalmente, si la función de beneficios de la empresa es convexa en la demanda de factores o en los costes, el incremento de la incertidumbre eleva los beneficios esperados. Este efecto sólo es plausible a largo plazo, cuando los costes de ajuste se anulan.

La existencia de explicaciones teóricas para ambas direcciones dificulta la misión de determinar cuándo un shock de incertidumbre daña el devenir de la economía. Además de los mencionados modelos de equilibrio general, algunos autores han tratado de demostrar causalidad desde un enfoque microeconómico, como Baker, Bloom y Davis (2016). En dicho artículo, una vez que describen el proxy de incertidumbre utilizado (que detallaré en el siguiente apartado), concluyen que las empresas reducen su inversión y sus contrataciones y aumenta la volatilidad del precio de las acciones debido a shocks de incertidumbre.

Una vez que se han establecido vías de transmisión entre la actividad económica y la incertidumbre desde un punto de vista teórico, el siguiente paso es demostrar empíricamente la existencia de dicha relación.

2- MEDICIÓN DE LA INCERTIDUMBRE

1. Revisión de la literatura

El concepto de incertidumbre usado en este trabajo, como se ha comentado en el apartado introductorio, es bastante amplio, y se podría considerar como una mezcla entre riesgo e incertidumbre subjetiva (incertidumbre *knightsiana*). Su tratamiento en los trabajos empíricos presenta el inconveniente de que no es una variable que uno pueda consultar en los institutos de estadística nacionales ni en los bancos de datos de organizaciones supranacionales, por lo que los investigadores necesitan variables proxy que sean reflejos fidedignos de lo que pretenden medir. Tradicionalmente, la forma en la que se ha abordado esta dificultad ha sido el uso de indicadores financieros (Bloom, 2009), tales como la volatilidad de los índices bursátiles o indicadores creados *ad hoc* para medir la incertidumbre de los mercados, como el VIX. De hecho, éste último es el proxy utilizado por Caggiano, Castelnuovo y Kima (2020) para estimar el coste del shock de incertidumbre de marzo de 2020 a nivel mundial, a pesar de ser un indicador estadounidense.

La obtención de datos financieros es sencilla, pero la información que recoge la volatilidad de los mercados bursátiles podría no ser una aproximación realista del sentir general de todos los agentes de la economía. Es por ello que, desde hace unos años, se han hecho esfuerzos por crear indicadores sintéticos más representativos y por explorar la utilidad de los ya disponibles. Tras revisar la literatura principal al respecto, se pueden distinguir cuatro formas de medir la incertidumbre:

1. Modelos estadísticos de enfoque macro: en esta línea se pueden tomar como referencia las propuestas de Jurado, Ludvigson y Ng (2015) y de Rossi y Sekhposyan (2015). El primer trabajo, que ha tenido especial popularidad en la literatura reciente, propone un modelo que incorpora más de 100 variables macroeconómicas, financieras y sectoriales de Estados Unidos, a partir de las cuales se estiman sus innovaciones y se usan para construir un indicador agregado de la varianza futura de dichas innovaciones. En el segundo, se toma una variable macroeconómica de interés (por ejemplo, el crecimiento del PIB) y se compara su error de predicción dado con la distribución histórica del error de predicción de la misma; si la predicción se sitúa en las colas de la distribución, se concluye que era compleja y que la situación macroeconómica es incierta.

2. Indicadores de incertidumbre financiera: como ya se ha mencionado, este tipo de indicadores ha sido recurrente en la literatura, tanto en forma de la volatilidad de los índices bursátiles (IBEX 35, S&P 500 o DAX 30, por ejemplo) como de los indicadores creados *ex profeso*, como el VIX. Existe un indicador de volatilidad similar al VIX para los mercados españoles, el VIBEX, pero su reciente creación dificulta la obtención de una serie histórica lo suficientemente larga para hacer trabajo empírico. Para solventar la ausencia de un proxy adecuado de la incertidumbre financiera, más allá de la simple volatilidad del IBEX 35, dos instituciones, IESE y el Institute Center for Decision Making (ICDM) elaboran el I3E, creado a partir de las tasas de variación diarias del IBEX 35, del tipo de cambio euro/dólar, del precio del barril Brent y del rendimiento del bono español a 10 años. La figura 3 muestra la evolución del índice, cuyo valor oscila, por definición, entre 0 y 200, incrementándose cuando lo hace la incertidumbre; su máximo lo alcanzó en marzo de 2020, llegando a los 200 puntos, y superando el anterior pico alcanzado en los meses finales de 2008, en el contexto de la Gran Recesión.

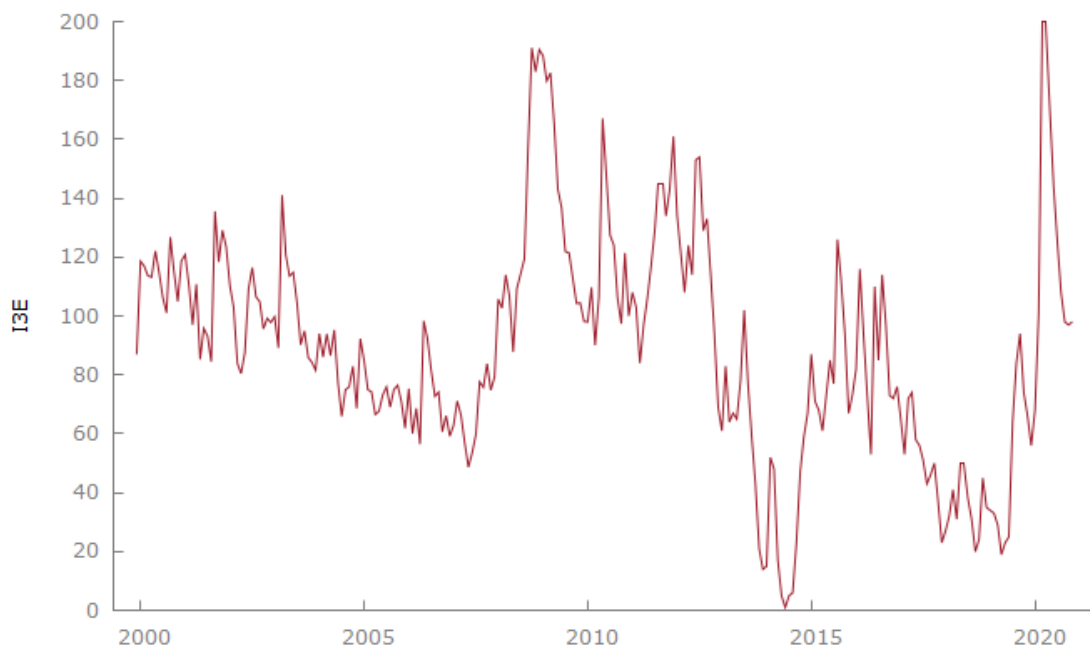


Figura 3: evolución del índice I3E. Fuente: elaboración propia con datos de IESE-ICDM.

3. Encuestas de confianza de los agentes: muchas instituciones elaboran encuestas, mensual o trimestralmente, destinadas a medir las expectativas de los agentes sobre el futuro inmediato de la economía, su confianza en el devenir de la misma o su propio sentir sobre la marcha de su situación particular. Especialmente valiosos son los índices de confianza elaborados mensualmente por la Comisión Europea para todos los países de la UE, y el Índice de confianza empresarial, elaborado por el INE con frecuencia trimestral; estos índices no son por sí mismos adecuados para aproximar el valor de la incertidumbre, en tanto que sólo reflejan valoraciones subjetivas sobre las que puede o no haber unanimidad: ante determinada situación, todos los encuestados podrían estar de acuerdo sobre el pobre futuro de la economía, dando lugar a un pico de desconfianza sin incertidumbre alguna. La forma adecuada de trabajar con estos datos es construir indicadores de dispersión de las observaciones subjetivas (Bachmann, Elstner y Sims, 2013), de forma que una mayor unanimidad sobre el presente o el futuro de la economía en determinado período ofrezca un valor menor del indicador, y un mayor desacuerdo (más incertidumbre general) ofrezca un valor mayor. Este mismo enfoque se puede aplicar para medir el desacuerdo entre previsiones: hay instituciones (como Funcas en España) que recogen las previsiones económicas de un conjunto más o menos amplio de pronosticadores profesionales, con frecuencia mensual, bimensual o trimestral, dando la posibilidad de elaborar indicadores de desacuerdo entre sus pronósticos; la idea es que cuanto mayor es dicho desacuerdo, mayor se presupone la incertidumbre de los agentes. Algunos trabajos han utilizado este tipo de indicadores como proxy de la incertidumbre, como Baker y Bloom (2013) para Estados Unidos o Gil, Pérez y Urtasun (2017) para España.
4. Indicadores basados en noticias y redes sociales: en este apartado podemos distinguir dos tipos de indicadores, ambos basados en la misma idea. Por un lado, los consistentes en el recuento de noticias que contengan una determinada combinación de palabras relacionadas con incertidumbre y economía en los principales periódicos de un país; este método fue ideado por Baker, Bloom y Davis (2016), y se ha convertido en una de las aproximaciones más utilizadas en la literatura. Dichos autores elaboraron el conocido como Economic Policy Uncertainty index (EPU), un indicador inicialmente concebido para medir la incertidumbre política, pero que con el tiempo ha demostrado ser una herramienta más que eficaz para medir la incertidumbre en toda la amplitud con la que la hemos

definido (véanse Caggiano, Castelnuovo y Figueres (2017), Ghirelli et al. (2019), Altig et al. (2020) o Baker et al. (2020b)). Por otro lado, en el contexto de la vasta literatura iniciada tras el artículo de Baker, Bloom y Davis, estos mismos autores, en colaboración con Thomas Renault, han elaborado dos índices basados en Twitter, uno destinado a medir incertidumbre económica y el otro destinado a medir incertidumbre financiera, con metodología similar al EPU (Baker et al., 2021). Estos últimos índices aún tienen escaso recorrido en la literatura especializada, pero es de esperar que en los próximos años se refinen y acaben extendiéndose a más idiomas. En esta misma línea, algunos trabajos utilizan Google Trends para construir las series de incertidumbre (Castelnuovo y Tran, 2017).

2. Datos usados en el trabajo

La medición de la incertidumbre de los agentes es un asunto complejo y sin consenso entre académicos, como ya se ha expuesto. Para el análisis del caso español he decidido tomar 3 indicadores distintos:

- ❖ I3E: este indicador está, en teoría, diseñado para medir la incertidumbre general de la economía, pero en la práctica funciona mejor como proxy de la volatilidad financiera. Dado que esta aproximación a la medición de la incertidumbre ha sido la forma habitual de abordar esta cuestión en la literatura hasta hace relativamente poco, puede ser interesante incluirla en el análisis. En la figura 3 ya se ha expuesto la evolución temporal del índice.
- ❖ Indicador de dispersión de expectativas económicas (DEX): este indicador ha sido elaborado a partir de los datos del barómetro del Centro de Investigaciones Sociológicas (CIS). En uno de sus apartados, se pregunta a los encuestados si creen que la situación de la economía española será peor, igual o mejor dentro de un año; siguiendo a Bachmann, Elstner y Sims (2013), el valor del indicador en el período t se obtiene tal que:

$$DEX_t = \sqrt{Frac_t^+ + Frac_t^- - (Frac_t^+ - Frac_t^-)^2}$$

siendo $Frac_t^+$ la proporción de respuestas positivas a la pregunta sobre las expectativas a un año vista en el período t , y $Frac_t^-$ la proporción de respuestas negativas. De esta forma se obtiene la desviación típica de las respuestas, suponiendo que la respuesta positiva vale +1 punto, la negativa, -1 y la que estima

una situación similar dentro de un año, 0 puntos. La figura 4 muestra la evolución del indicador construido, que se inicia en enero de 1997 y finaliza en abril de 2020, cuando el CIS dejó de publicar los datos sobre expectativas económicas. Los niveles más elevados de incertidumbre, hasta la irrupción del Covid-19, se alcanzaron durante la crisis de 2008-2012, con un ligero descenso durante el período entre la crisis financiera y la crisis de deuda.

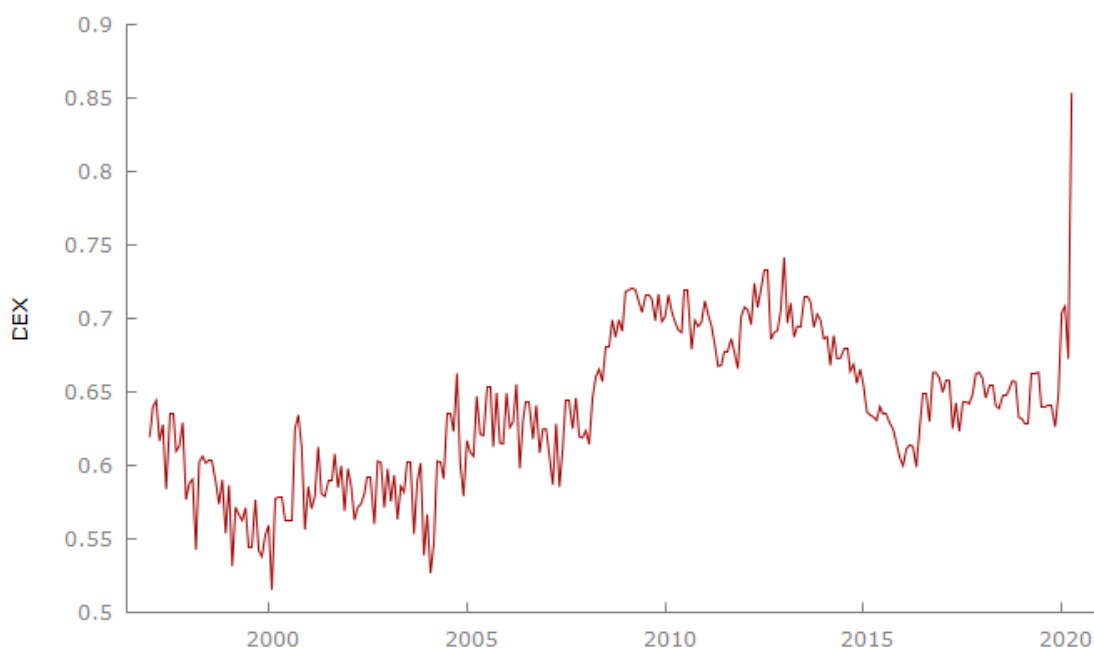


Figura 4: evolución del Indicador de dispersión de las expectativas económicas de España. Fuente: elaboración propia con datos del CIS.

- ❖ Índice EPU: este indicador, además de usarse para el análisis principal, es la base de la comparativa internacional de este trabajo. Inicialmente, Baker, Bloom y Davis (2016) lo elaboraron a partir de varios componentes, tales como el desacuerdo entre analistas, el conteo de noticias y las expediciones de códigos fiscales, pero después lo ampliaron para varios países del mundo teniendo en cuenta sólo el conteo de noticias, por lo que para el análisis del shock en Estados Unidos (único país para el que hay datos de todos los componentes) sólo se tomará esta fracción del índice completo. Los datos del EPU para Alemania, Francia, Italia y Australia proceden de la base de datos ampliada por estos mismos autores, utilizando dos periódicos de los tres primeros y ocho de Australia para el conteo; los datos para España son más ricos, pues el indicador EPU ha sido profundizado

tras la primera aproximación de los autores mencionados con dos periódicos, por Ghirelli, Pérez y Urtasun (2019), teniendo en cuenta siete periódicos, incluidos algunos especializados en asuntos económicos. La figura 5 muestra la evolución del índice para los seis países analizados. El indicador de España se comporta previsiblemente, alcanzando el máximo en marzo de 2020, superando el anterior pico en el contexto de la crisis de deuda de 2012, tal como ocurre en el índice de Italia. El indicador de Alemania se comporta de forma parecida, salvo porque el segundo máximo se produce en 2016, posiblemente debido al referéndum del *Brexit*. Para Estados Unidos, el indicador alcanza el máximo en esa última fecha, superando ampliamente los niveles alcanzados tras el 11S, la crisis de Lehman Brothers y las elecciones presidenciales de noviembre de 2016. El caso de Francia es el más llamativo, pues alcanza su máximo en abril de 2017, en el contexto de unas elecciones presidenciales muy polarizadas, azuzadas por la crisis migratoria y por el miedo al terrorismo yihadista.

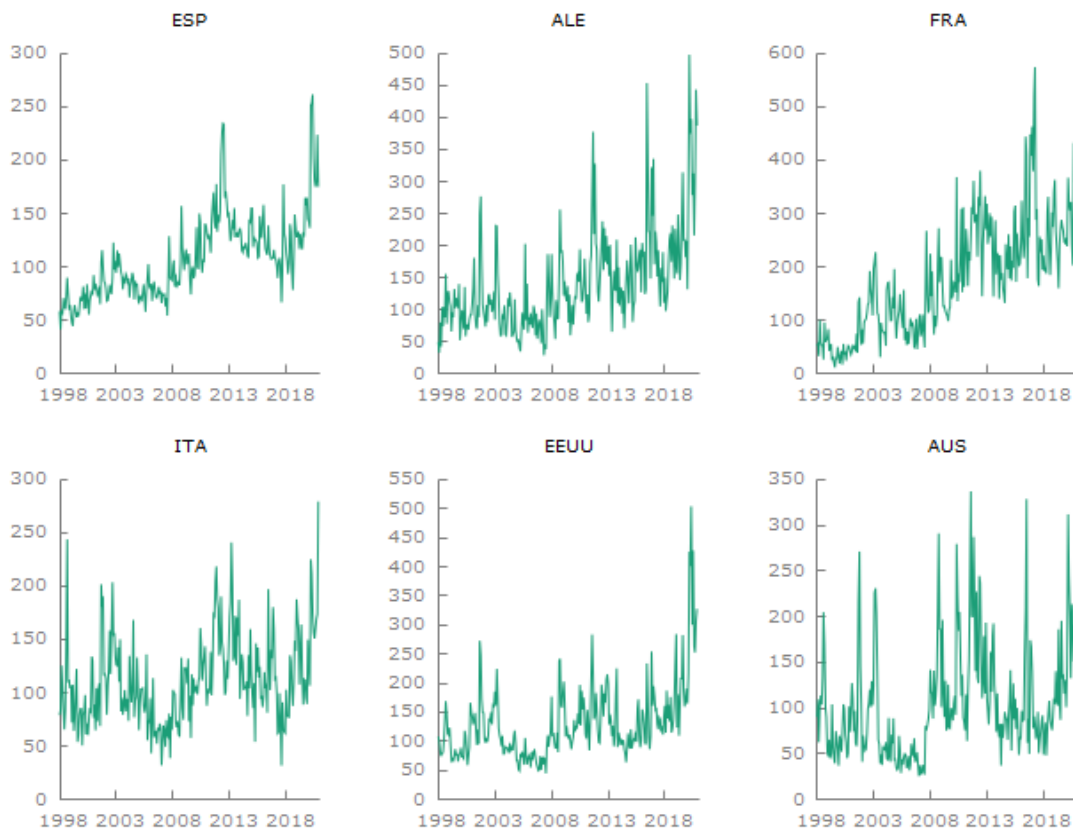


Figura 5: evolución del indicador EPU. Fuente: elaboración propia con datos de *policyuncertainty.com* y Ghirelli, Pérez y Urtasun (2018).

Como se ha comentado en el subapartado 2.1, estos indicadores no aproximan el nivel de incertidumbre general de la economía de la misma forma: el I3E captará especialmente la incertidumbre en los mercados financieros; el DEX medirá el desacuerdo en las expectativas económicas entre agentes no especializados; el índice EPU está construido para medir la incertidumbre en materia de política económica, por lo que su utilidad radica en el supuesto de que cuando la incertidumbre general, no medible, es elevada, los responsables de política tendrán dudas sobre el camino a seguir, los efectos no estarán claros y los medios lo reflejarán en sus noticias y análisis. Por terminar la revisión de la evolución de los indicadores de incertidumbre, la figura 6 muestra los gráficos de densidad Kernel de los tres proxys utilizados, mostrando lo inusual del pico de incertidumbre alcanzado durante marzo de 2020.

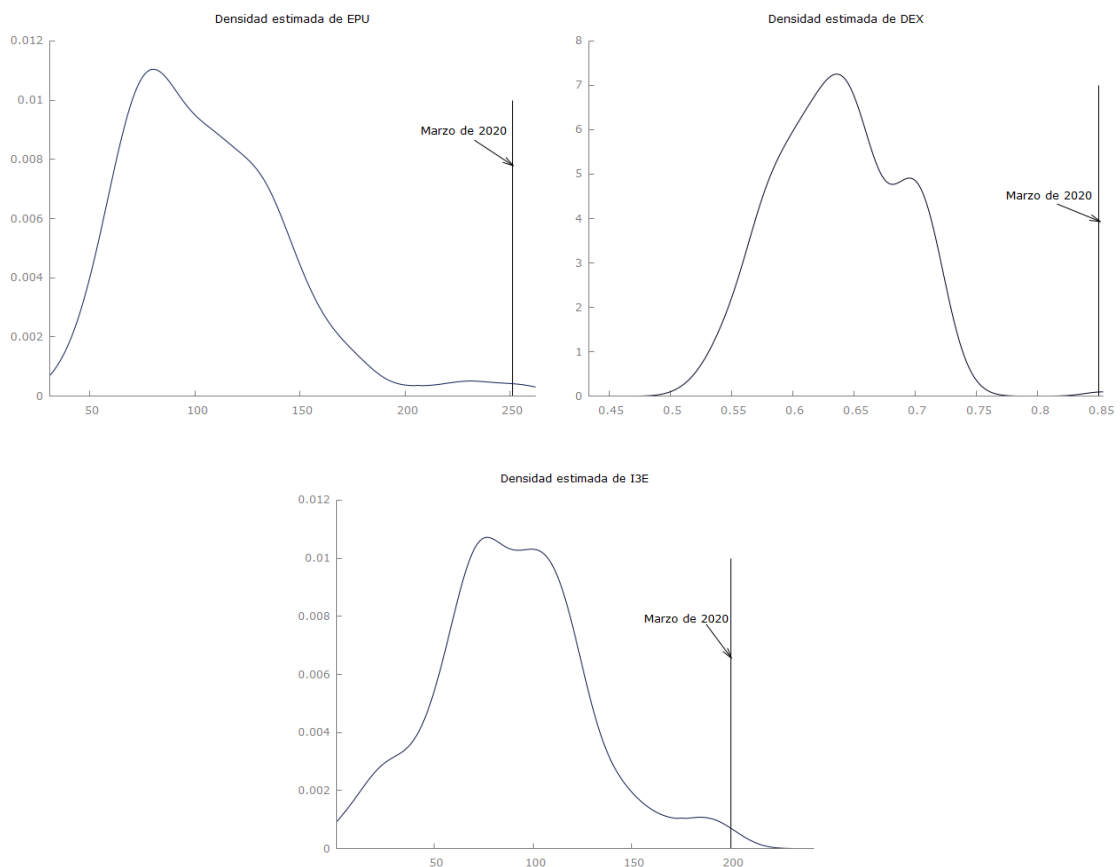


Figura 6: densidad Kernel de los indicadores EPU, DEX e I3E. Fuente: elaboración propia.

3- ANÁLISIS EMPÍRICO

1. Marco teórico

Una vez que se han presentado las diferentes aproximaciones utilizadas en la literatura para medir la incertidumbre, y los indicadores concretos que se usarán en este trabajo, queda preguntarse cómo se puede estimar empíricamente la relación entre dicha variable y la actividad económica (descrita en el apartado 1.2). Algunos autores, como ya se ha comentado, han optado por definir y calibrar modelos de equilibrio general para estimar las funciones de impulso-respuesta ante shocks de incertidumbre; otros han seguido la metodología propuesta por Baker y Bloom (2013) o Baker, Bloom y Terry (2020), que utilizan desastres tales como golpes de estado o terremotos en forma de experimentos naturales para medir el coste de la incertidumbre. La vía más popular, por su claridad explicativa y su carácter puramente empírico, ha sido la utilización de modelos de tipo vector autorregresivo (VAR) para estimar la relación dinámica entre las variables en cuestión. Este método, propuesto inicialmente por Sims (1980) y que ha estado presente en buena parte de la literatura macroeconómica desde entonces, difícilmente permite establecer nexos causales entre las variables especificadas, pero admite concluir, por ejemplo, si las innovaciones en la incertidumbre presagian un peor desempeño económico (la descripción que sigue procede de Novales (2011) y Enders (2008)).

La representación en forma reducida de un modelo VAR es tal que:

$$X_t = A_0 + \sum_{j=1}^p A_j X_{t-j} + GW_t + \eta_t, \eta_t \sim N(0, \Omega)$$

donde A_j es la matriz de coeficientes, p es el orden del VAR, η_t es el vector de innovaciones, cuya matriz de varianzas-covarianzas es Ω , y W_t es un vector de variables exógenas. La forma reducida del VAR se utiliza dada la imposibilidad de estimar el modelo estructural del que procede (con representaciones contemporáneas de las variables explicativas), debido a la correlación entre las variables explicativas y las innovaciones de cada ecuación.

Dado un VAR en forma reducida que relacione distintas variables macroeconómicas y un proxy de incertidumbre, podríamos desear calcular cómo reaccionan dichas variables a un shock en la incertidumbre; como las innovaciones de las ecuaciones están correlacionadas entre sí, es preciso transformar el modelo estimado en otro en el que estén incorrelacionadas. Para ello, es necesario seguir un proceso de identificación del modelo

VAR basado en el método de descomposición de Cholesky (dada una matriz simétrica definida positiva, como Ω , existe una única matriz triangular inferior, P , tal que $\Omega = PP'$).

De esta forma, obtenemos un modelo estructural con innovaciones incorrelacionadas y varianzas unitarias; el procedimiento de identificación descrito requiere una ordenación de las variables, ya que se concede a los errores transformados una relevancia distinta. Por tanto, si las variables del modelo están muy correlacionadas entre sí, la ordenación será especialmente relevante y se deberán probar distintas combinaciones para comprobar la robustez del modelo (a priori, la ordenación debería ser tal que la variable más exógena se colocase en primer lugar, seguida por la siguiente en la cadena de transmisión de los efectos económicos). Dada la innovación ω_{it} del modelo estructural, un shock unitario en la misma es equivalente a un shock de tamaño σ_{η_i} en la innovación del modelo reducido η_i , por lo que las funciones de impulso-respuesta mostradas en este trabajo se corresponden a un shock de dicho tamaño en las variables en cuestión.

2. El caso de España

En el análisis se toman datos con una frecuencia mensual, que permite observar con más precisión la evolución de las variables utilizadas ante un evento súbito como la irrupción del Covid-19. Dado que muchas de las macromagnitudes fundamentales se publican con una frecuencia trimestral (PIB, consumo, inversión, etc.), para medir la evolución de la actividad económica se ha decidido utilizar el Índice de Producción Industrial (IPI), elaborado de forma homogénea por todos los países occidentales. Además, para estimar la evolución de la actividad real también se incluye una variable del mercado laboral, la tasa de desempleo o el índice de empleo industrial. Para medir la evolución de los precios, se incluyen el Índice de Precios de Consumo (IPC) y la prima de riesgo, medida como la diferencia entre el rendimiento del bono español y el alemán a 10 años. Además, para controlar la evolución de los mercados financieros se incluye el índice bursátil de referencia, el IBEX 35. La estimación se completa incluyendo un proxy de incertidumbre: el DEX, el EPU o el I3E; para el caso del EPU, se incluye en el VAR como variable exógena el índice EPU de la Unión Europea, desarrollado también por Baker, Bloom y Davis (2016). De esta forma, se estima el efecto exclusivo de la incertidumbre debida a factores internos.

El apéndice A ofrece más detalles sobre los pasos a seguir antes de estimar los VAR de forma adecuada, además de incluir una forma alternativa de eliminar la tendencia de las series no estacionarias en media, pero para el análisis principal basta con comentar que se ha eliminado la tendencia de las series no estacionarias en media utilizando el filtro de Hamilton (Hamilton, 2018), y se ha comprobado que las variables endógenas del VAR no estén cointegradas; el análisis de cointegración se ha repetido para las variables endógenas del caso de Estados Unidos, y al rechazar la cointegración se ha supuesto que esto es extrapolable al resto de países analizados, por lo que no se ha analizado cointegración para ningún otro país ni para ninguna de las estimaciones destinadas a comprobar la robustez de los resultados. A la hora de estimar cada VAR, se ha elegido el orden de retardos adecuado según el criterio de información de Akaike (Ivanov y Kilian, 2005).

El primer ejercicio del análisis consiste en estimar un VAR utilizando el índice EPU como proxy de incertidumbre. El VAR estimado, con 2 retardos, incluye el índice EPU, el nivel del IBEX 35, la prima de riesgo, el IPC, la tasa de paro y el IPI como variables endógenas, y el logaritmo del índice EPU de la UE como variable exógena. Las funciones de impulso-respuesta se obtienen tras aplicar la descomposición de Cholesky a la matriz de varianzas y covarianzas, con la ordenación de variables tal cual se han nombrado; ordenar el proxy de incertidumbre en primer lugar es un supuesto habitual en la literatura (Leduc y Liu, 2017; Basu y Bundick, 2016) e implica que los shocks exógenos en las variables macro no tienen efecto sobre la variable de incertidumbre, y permite que los shocks en ésta incidan de forma inmediata en las variables macro del modelo estimado (Caggiano, Castelnuovo y Groshenny, 2014). El supuesto de exogeneidad se ha comprobado y detallado en el apéndice C, y se han estimado modelos con diferentes ordenaciones en el apéndice B para comprobar la robustez de los resultados, incluyendo una estimación con la incertidumbre en último lugar. La figura 7 muestra la respuesta del IPI, la tasa de paro (U), el IPC y la prima de riesgo (R) a un shock de tamaño una desviación típica en el índice EPU, filtradas todas las variables con el filtro de Hamilton ($h=12$, $p=36$), con bandas de confianza del 90%. Tras mostrar la estimación con el índice EPU, el próximo paso consiste en utilizar otros proxys de incertidumbre como comparación: las figuras 8 y 9 muestran las funciones de impulso-respuesta del IPI y la tasa de paro a un shock de tamaño una desviación típica en el DEX y en el I3E, respectivamente.

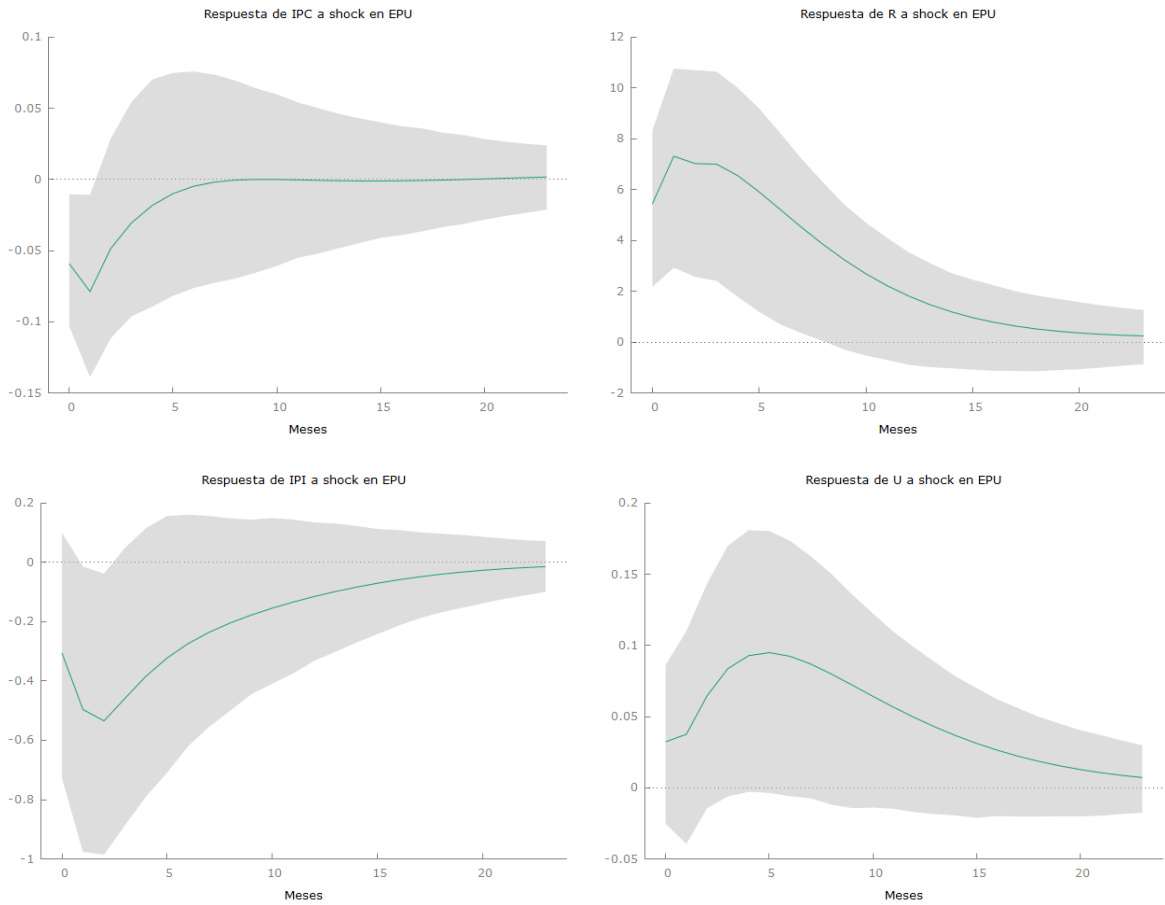


Figura 7: funciones de impulso-respuesta de IPC, R, IPI y U a un shock de tamaño una desviación típica en EPU. Orden de retardos: 2. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020. Ordenación de Cholesky: EPU, IBEX35, R, IPC, U, IPI; variable exógena: log EPU EU. Todas las variables filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

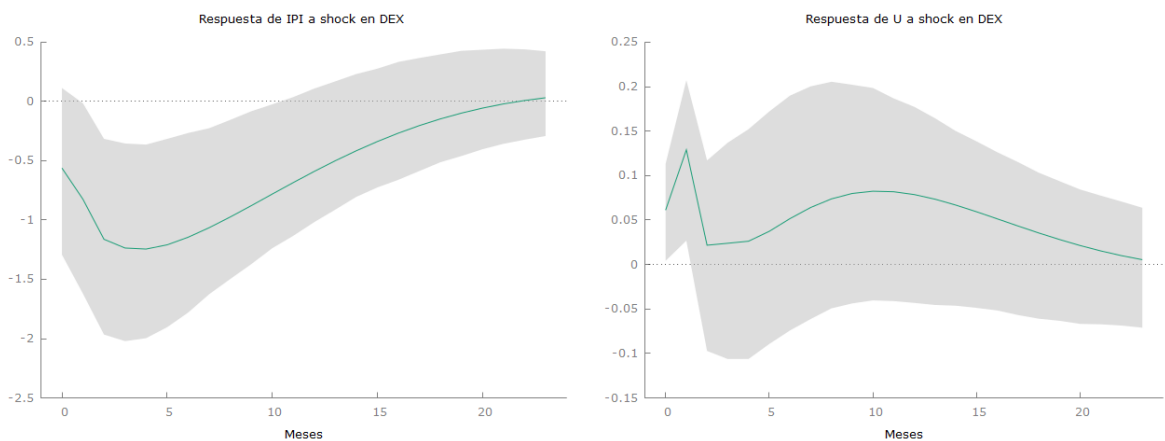


Figura 8: funciones de impulso-respuesta de IPI y U a un shock de tamaño una desviación típica en DEX. Orden de retardos: 2. Tamaño de muestra: 01:1997-04:2020. Ordenación de Cholesky: DEX, IBEX35, R, IPC, U, IPI. Todas las variables filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

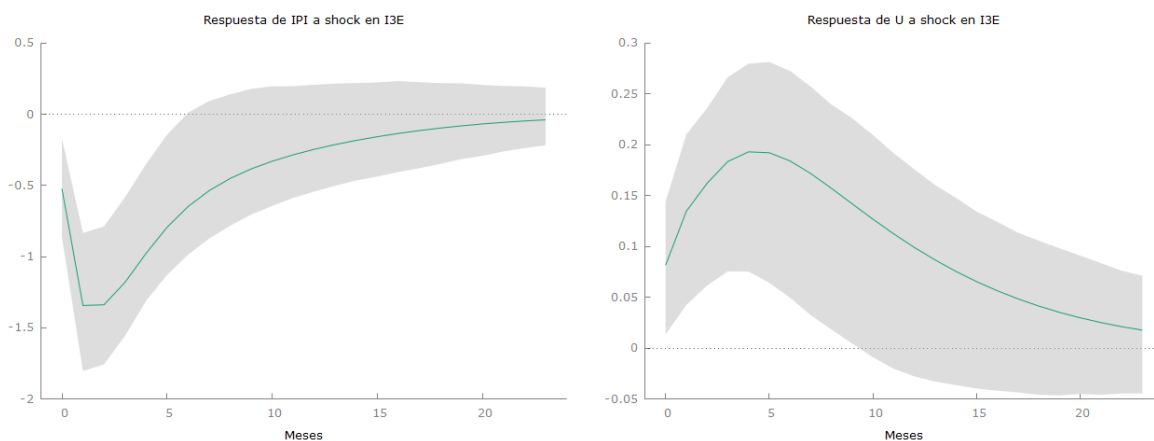


Figura 9: funciones de impulso-respuesta de IPI y U a un shock de tamaño una desviación típica en I3E. Orden de retardos: 2. Tamaño de muestra: 01:1998-11:2020. Ordenación de Cholesky: I3E, IBEX35, R, IPC, U, IPI. Todas las variables menos I3E filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

Todas las variables macroeconómicas se comportan de la forma esperada ante un shock en el indicador de incertidumbre, si bien en algunos casos con más significatividad y persistencia que en otros: respecto a la estimación con el índice EPU, la tendencia deflacionaria, además de ser poco significativa, tiende a 0 con rapidez, mientras que la caída del IPI y la subida de la tasa de paro son poco significativas pero persisten en el tiempo. La subida de la prima de riesgo es significativa durante varios períodos y tiende a 0 con mucha parsimonia. Respecto a las estimaciones con el DEX y el I3E, los efectos sobre el IPI son más significativos y de mayor cuantía, pudiendo deberse esto último a que la estimación con el índice EPU controla los efectos de la incertidumbre a nivel europeo, incluyendo el índice de la UE como variable exógena.

El tamaño del shock de incertidumbre de marzo, según el EPU, fue 2.93 veces mayor que el shock estimado; dado que los VAR son lineales, podemos extrapolar los resultados estimados a los correspondientes a un shock de tamaño *Covid* para los tres indicadores de incertidumbre utilizados. La tabla 1 muestra los efectos estimados sobre el IPI y la tasa de paro de un shock tamaño *Covid* en el EPU, el DEX y el I3E para los tres primeros meses tras el shock (marzo, abril y mayo, en este caso); bajo cada dato, entre paréntesis, aparece el porcentaje de la caída de cada variable en cada período que es atribuible al shock de incertidumbre en cuestión (la caída es con respecto a la tendencia de cada serie, dado que las variables han sido filtradas).

Mes	EPU		DEX		I3E	
	IPI	U	IPI	U	IPI	U
Marzo	-1.07 (7.34%)	0.11 (11.96%)	3.28 (22.50%)	0.35 (38.04%)	-1.35 (9.26%)	0.21 (22.82%)
Abril	-1.78 (5.01%)	0.14 (10.77%)	4.80 (13.50%)	0.76 (58.46%)	-3.47 (9.76%)	0.34 (26.15%)
Mayo	-1.89 (6.81)	0.21 (15.79%)	6.76 (24.36%)	0.12 (9.02%)	-3.47 (12.50%)	0.41 (30.83%)

Tabla 1: respuesta a un shock de tamaño Covid en la variable de incertidumbre. Entre paréntesis, el porcentaje de la variación total de cada período, con respecto a la tendencia, que es atribuible a dicho shock.

Si bien los resultados descansan sobre un supuesto de exogeneidad de la variable de incertidumbre que será puesto a prueba en el apéndice C, y no conviene aventurarse a sugerir causalidad, existen motivos para pensar que los efectos estimados del shock sobre las variables macroeconómicas son conservadores: la primera razón es que el shock de incertidumbre de marzo persistió en el tiempo, por lo que a dichos efectos habría que sumarles la persistencia del shock. La segunda razón es que, según Caggiano, Castelnuovo y Figueres (2017), los shocks de incertidumbre son asimétricos, agravándose cuando la economía va mal, y como los VAR estiman los efectos medios de la incertidumbre para toda la serie, es de esperar que los resultados estimados ante un shock negativo no reflejen el efecto real en su totalidad.

En el apéndice B se comprueba la robustez de los resultados obtenidos estimando distintas especificaciones, ordenando la variable de incertidumbre en otras posiciones, tomando una muestra de períodos reducida, etc.

3. Comparativa internacional

El siguiente ejercicio del trabajo consiste en analizar la forma en que la incertidumbre se relaciona con la actividad económica en otros países. Los elegidos para la comparativa han sido Alemania, Francia e Italia, por ser las tres grandes economías de la zona euro, Estados Unidos, por ser la economía de referencia a nivel mundial, y Australia, por ser un caso paradigmático de país que aplacó la expansión del virus con relativa eficacia. Las figuras 10 y 11 muestran las funciones de impulso-respuesta de los índices de producción industrial y las tasas de paro ante un shock de tamaño una desviación típica en el índice EPU de cada país. Los VAR de los tres países europeos incluyen el logaritmo del índice EPU de la UE como variable exógena, mientras que los de Estados Unidos y Australia incluyen el logaritmo del índice EPU del mundo, elaborado también por Baker, Bloom y Davis. Para el caso de Alemania, Estados Unidos y Australia, se incluye en la especificación el rendimiento de la deuda a 10 años (i) en lugar de la prima de riesgo.

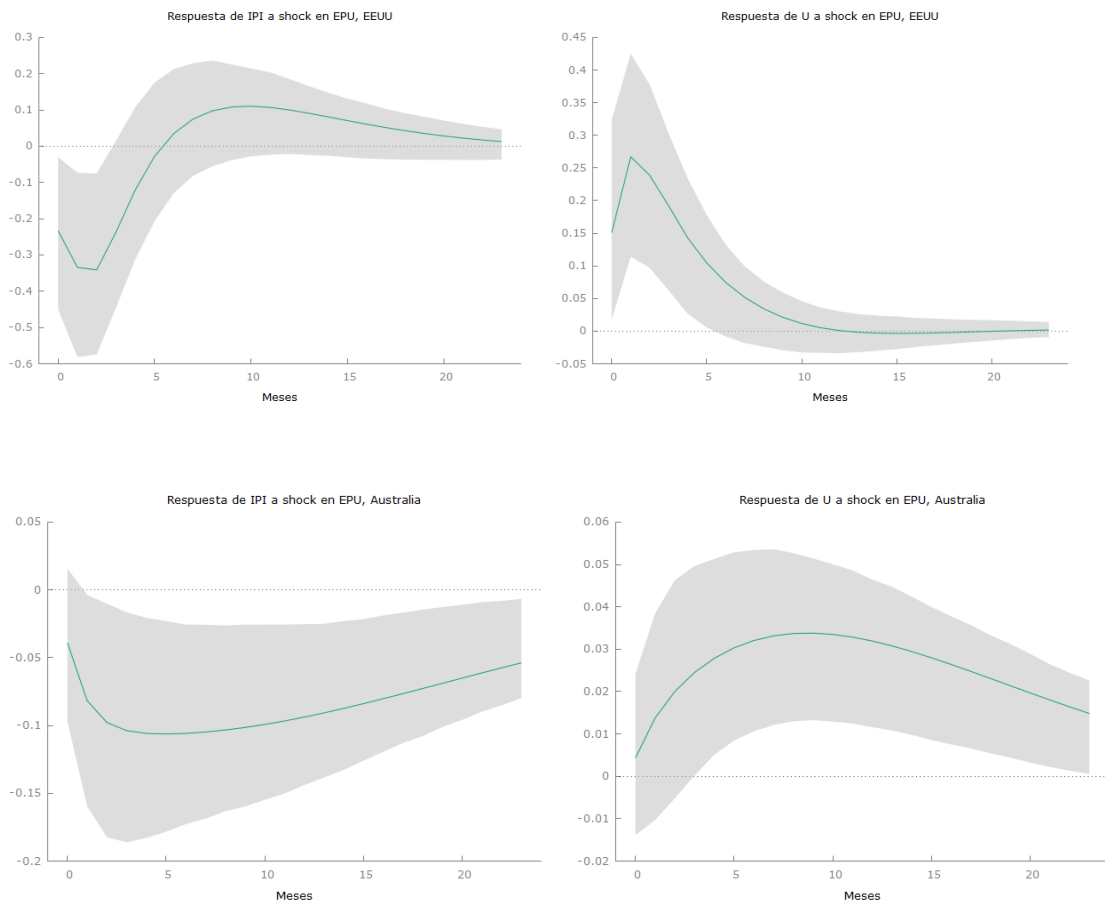


Figura 10: comparativa internacional. Funciones de impulso-respuesta de IPI y U a un shock de tamaño una desviación típica en EPU. Orden de retardos: 2 y 1. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020 / 01:1998-11:2020. Ordenación de Cholesky: EPU, índice bursátil, i , IPC, U, IPI; variable exógena: log EPU World. Las variables no estacionarias en media han sido filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

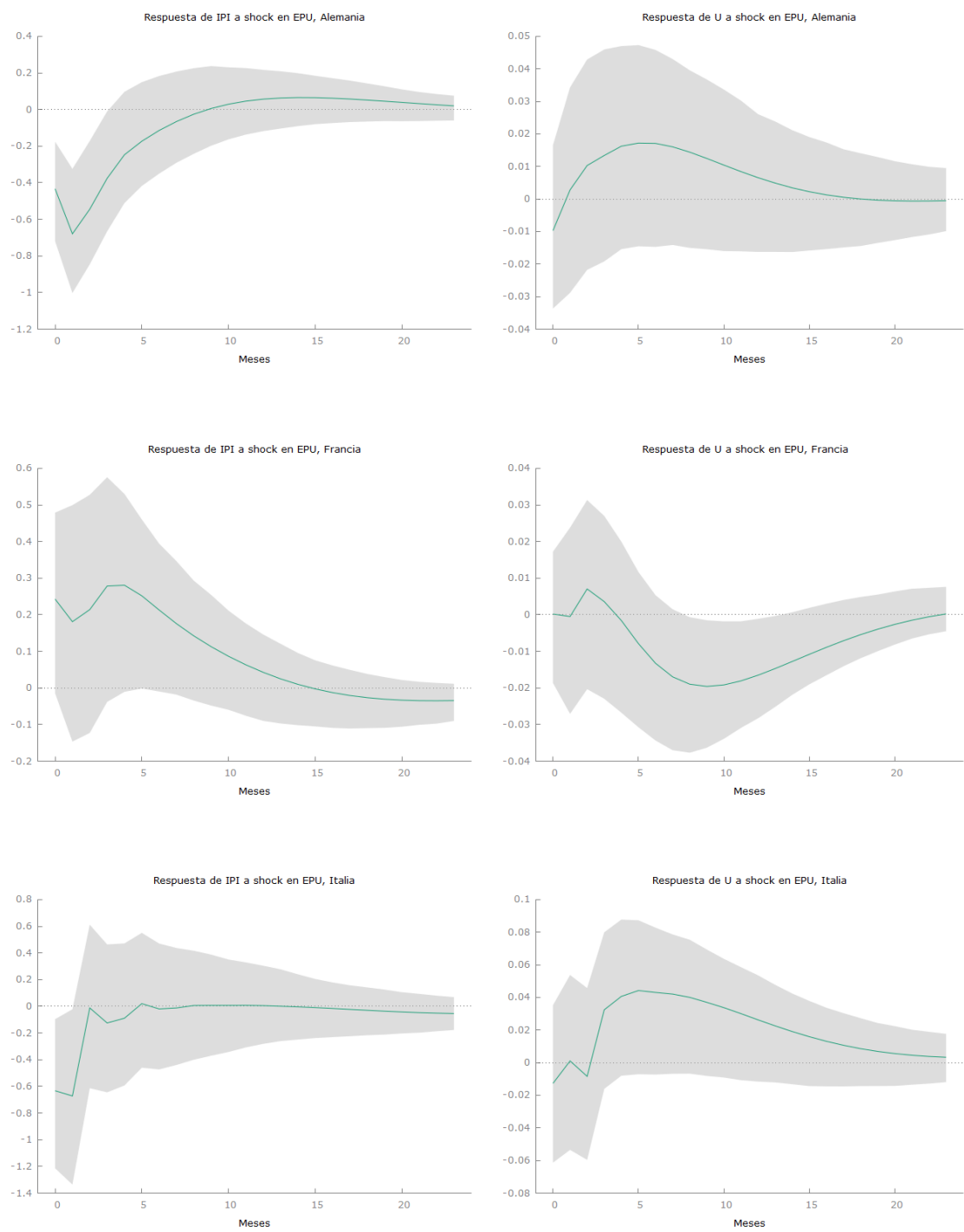


Figura 11: comparativa europea. Funciones de impulso-respuesta de IPI y U a un shock de tamaño una desviación típica en EPU. Orden de retardos: 2, 2 y 3. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020 / 01:1997-11:2020 / 01:1998-11:2020. Ordenación de Cholesky: EPU, índice bursátil, i/R, IPC, U, IPI; variable exógena: log EPU EU. Las variables no estacionarias en media han sido filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

Es especialmente llamativa la estimación del caso de Francia, pues un shock en el índice EPU que incrementa la incertidumbre general de la economía tiene consecuencias positivas sobre la actividad real, incrementándose la producción industrial y reduciéndose el paro, aunque no de forma estadísticamente significativa. La posible explicación a este fenómeno es la propia evolución del índice EPU de Francia, que tomó valores extremos en una época expansiva, debido a la crisis migratoria y al miedo al yihadismo y a la polarización política; dado que las funciones de impulso-respuesta estiman efectos promedio, es de esperar que esos valores hayan influenciado sobremanera el resultado, aunque no se debe descartar que la tesis de los efectos negativos de la incertidumbre en la actividad no sea sólida para el caso francés. Una futura investigación podría tratar de ampliar, tanto en el tiempo como en la cobertura de medios, el índice EPU francés para afinar el resultado y poder extraer conclusiones más sólidas. De hecho, sería deseable ampliar también la cobertura de los índices de Alemania e Italia, que incluyen sólo dos periódicos, a diferencia de los de España, Estados Unidos y Australia, que se presuponen más fiables por ser más inclusivos. Sea por la razón que sea, las estimaciones de estos tres últimos países ofrecen resultados más significativos y en la dirección esperable, mientras que los efectos en Alemania e Italia también tienen el signo esperado pero no son estadísticamente significativos en ningún período, salvo en los primeros tras el shock sobre el IPI en el caso alemán.

Para comprobar la robustez de los resultados de Alemania y Francia se han reestimado los VAR sustituyendo el índice EPU como proxy de la incertidumbre por los logaritmos de los indicadores de volatilidad de sus índices bursátiles, el VIXI y el VCAC, elaborados de forma similar al VIX estadounidense (no existe tal índice para el FTSE MIB italiano); además, ambas especificaciones incluyen como variable exógena el logaritmo del índice VIX del Eurostoxx 50, el índice bursátil de la eurozona, llamado VSTOXX. La figura 12 presenta las funciones de impulso-respuesta del IPI y la tasa de paro a un shock de tamaño una desviación típica en dicho indicador: para Alemania, los efectos mantienen la dirección pero ven reducida ligeramente su cuantía; en el caso de Francia se mantiene la diferencia con respecto al resto de países analizados, pues se siguen observando efectos positivos en la producción industrial y negativos en la tasa de paro.

La figura 13 muestra una última comprobación, eliminando de la especificación de Francia el VSTOXX como variable exógena: como se ve, los efectos tornan a los signos esperables al dejar de controlar la volatilidad a nivel europeo. Esto vendría a apoyar la

idea de que la relación entre incertidumbre y actividad económica es diferente en Francia a la del resto de países analizados, aunque se requeriría un estudio más detallado.

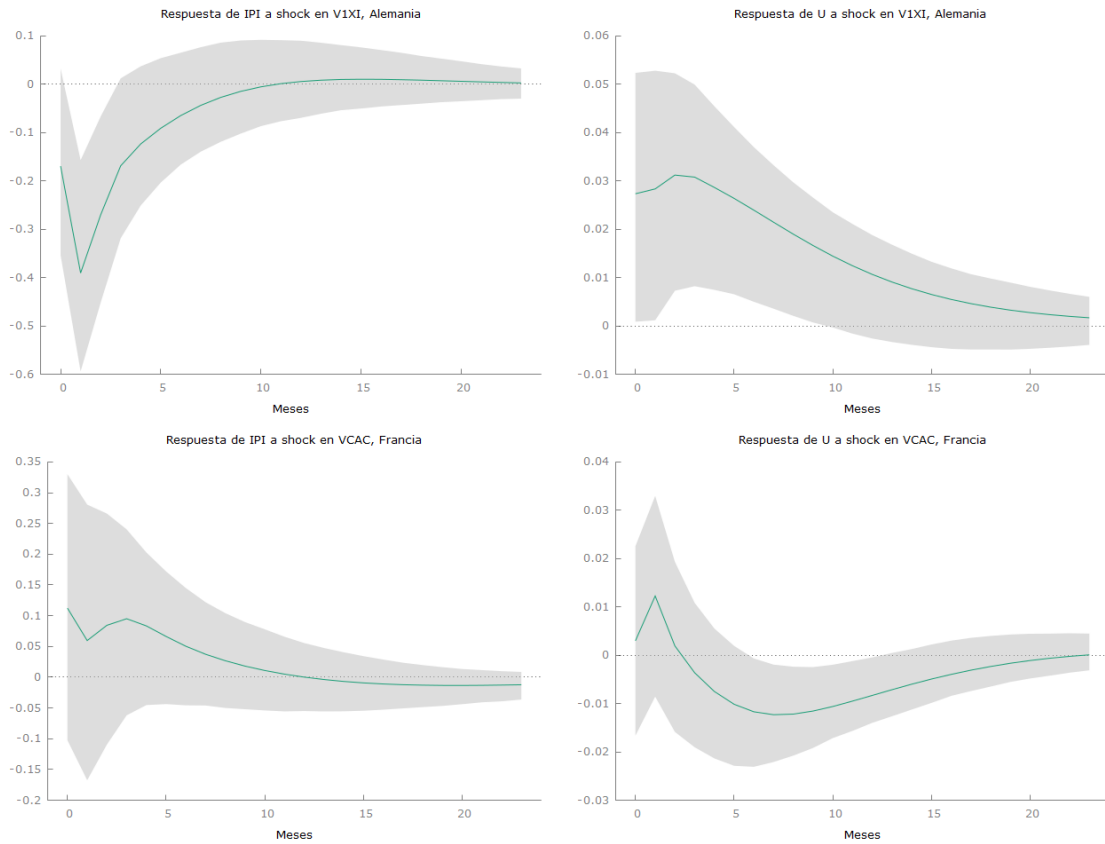


Figura 12: comparativa europea. Funciones de impulso-respuesta de IPI y U a un shock de tamaño una desviación típica en los índices de volatilidad bursátil. Orden de retardos: 2 y 2. Tamaño de muestra: 01:2000-11:2020 / 01:2000-11:2020. Ordenación de Cholesky: log volatilidad, índice bursátil, i/R, IPC, U, IPI; variable exógena: log VSTOXX. Las variables no estacionarias en media han sido filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

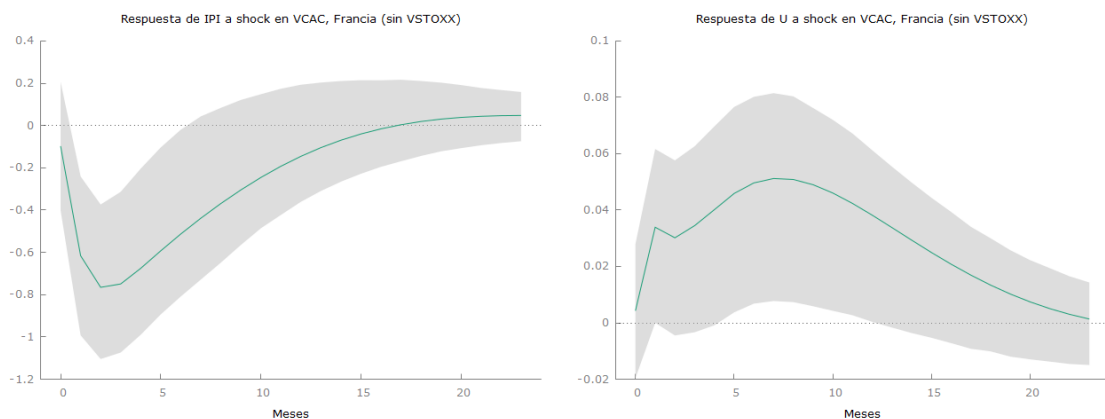


Figura 13: caso de Francia. Funciones de impulso-respuesta de IPI y U a un shock de tamaño una desviación típica en log VCAC. Orden de retardos: 2. Tamaño de muestra: 01:2000-11:2020. Ordenación de Cholesky: log VCAC, CAC40, R, IPC, U, IPI. Las variables no estacionarias en media han sido filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

Para completar el análisis, se han utilizado los indicadores de volatilidad bursátil de Estados Unidos y Australia, el VIX y el AXVI, con la idea de ofrecer una comparación entre distintas formas de medir la incertidumbre, tal como se ha hecho con España, Alemania y Francia. Las funciones de impulso-respuesta de las tasas de paro y los IPI ante un shock de tamaño una desviación típica en la volatilidad aparecen recogidas en la figura 14:

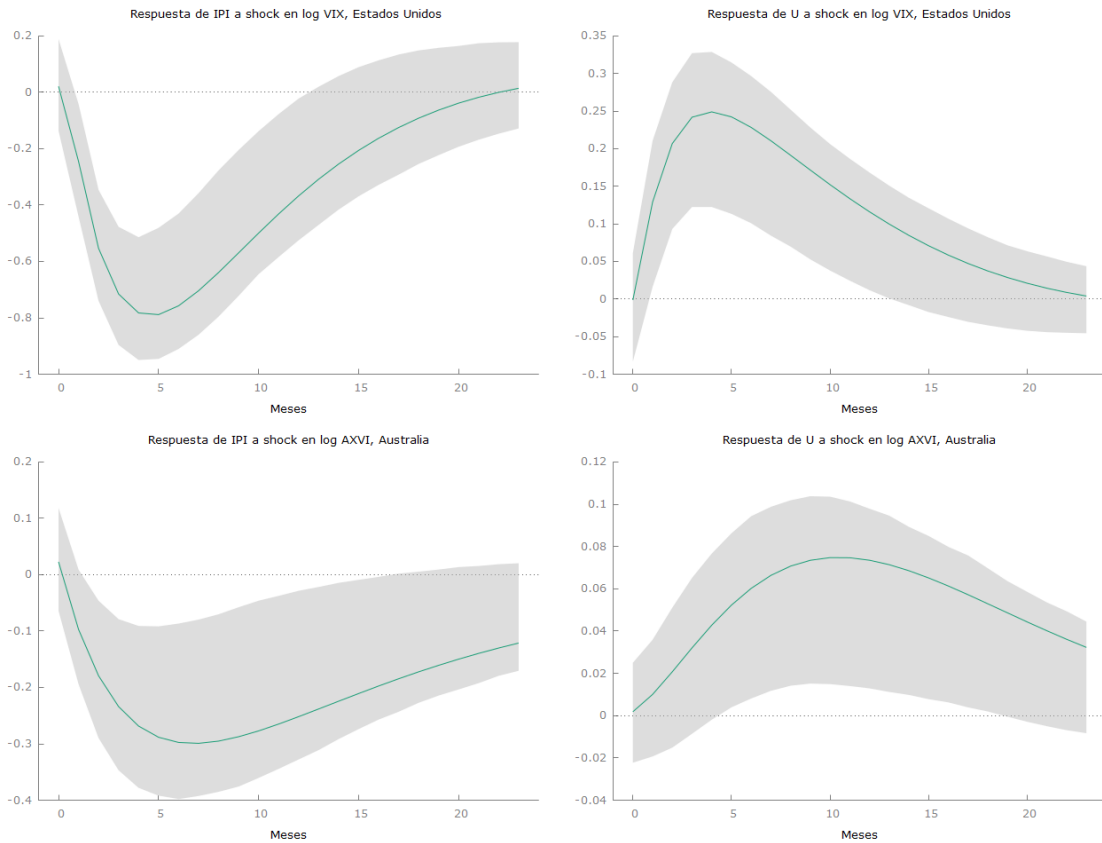


Figura 14: comparativa internacional. Funciones de impulso-respuesta de IPI y U ante un shock de tamaño una desviación típica en los índices de volatilidad bursátil. Orden de retardos: 2 y 1. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020 / 02:2008-11:2020. Ordenación de Cholesky: log volatilidad, índice bursátil, i, IPC, U, IPI. Las variables no estacionarias en media han sido filtradas según Hamilton ($h=12, p=36$).

Por último, tal y como se ha hecho para el caso de España, se ha construido una tabla ilustrando el efecto sobre los índices de producción industrial de un shock tamaño *Covid* en las variables de incertidumbre (se ha excluido a Francia del resumen, dada su particular relación entre la incertidumbre y la actividad económica). El tamaño del shock se ha obtenido, tal y como se hizo en el apartado 3.2, calculando la cuantía del pico de incertidumbre de cada proxy en marzo de 2020 y dividiendo por su desviación típica, que es el tamaño de cada shock estimado en este trabajo. Además, se incluye entre paréntesis el porcentaje de la desviación del IPI respecto a su tendencia que es atribuible al shock.

	Alemania		Italia	EE. UU.		Australia	
	EPU	VIXI	EPU	EPU	VIX	EPU	AXVI
Marzo	-1.35 (10.86%)	-0.54 (4.35%)	-1.83 (7.05%)	-0.77 (6.95%)	-0.7 (6.32%)	-0.11 (2.71%)	-0.27 (6.65%)
Abril	-2.14 (8.63%)	-1.24 (5.00%)	-1.95 (4.94%)	-1.11 (9.98%)	-1.61 (14.48%)	-0.22 (5.42%)	-0.49 (12.07%)
Mayo	-1.70 (8.31%)	-0.86 (4.20%)	-0.03 (0.1%)	-1.14 (15.24%)	-2.10 (28.07%)	-0.28 (6.93%)	-0.62 (15.35%)

Tabla 2: respuesta a un shock de tamaño *Covid* en la variable de incertidumbre. Entre paréntesis, el porcentaje de la variación total de cada período, con respecto a la tendencia, que es atribuible a dicho shock.

4- CONCLUSIONES

Como se ha comentado, hay que ser cauto sobre las interpretaciones a extraer de un análisis con modelos de tipo VAR, en tanto que no permiten inferir causalidad. Sin embargo, sí que se pueden deducir ciertas conclusiones del análisis mostrado: en primer lugar, el efecto negativo sobre la actividad económica ante incrementos de incertidumbre parece ser similar en los países analizados, a excepción de Francia, si bien la tabla 2 muestra que el país que mejor gestionó la crisis del Covid-19 de entre los analizados, Australia, también tuvo unos efectos debidos al shock de incertidumbre de menor cuantía; en segundo lugar, si bien los shocks de incertidumbre no tienden a ser estadísticamente significativos, existen razones para pensar que sí lo fueron en marzo de 2020, tanto por la asimetría estimada en la literatura como por su persistencia; en tercer lugar, y quizá como conclusión más relevante, el análisis de los shocks de incertidumbre es muy sensible al proxy elegido, especialmente a la hora de estudiar eventos de carácter único como la irrupción del Covid-19. Las tablas 1 y 2 ponen de relieve las diferencias excesivas de los efectos estimados en función del indicador elegido para medir la incertidumbre, debidas tanto a las distintas estimaciones calculadas por los VAR como a la diferente evolución de cada indicador durante los meses de febrero y marzo de 2020.

5- REFERENCIAS

- Abel, A. B. (1983). Optimal investment under uncertainty. *The American Economic Review*, 73(1), 228-233.
- Altig, D., Baker, S., Barrero, J. M., Bloom, N., Bunn, P., Chen, S., ... & Thwaites, G. (2020). Economic uncertainty before and during the COVID-19 pandemic. *Journal of Public Economics*, 191, 104274.
- Bachmann, R., Elstner, S., & Sims, E. R. (2013). Uncertainty and economic activity: Evidence from business survey data. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 5(2), 217-49.
- Baker, S. R., & Bloom, N. (2013). Does uncertainty reduce growth? Using disasters as natural experiments (No. w19475). National Bureau of Economic Research.
- Baker, S. R., Bloom, N., & Davis, S. J. (2016). Measuring economic policy uncertainty. *The quarterly journal of economics*, 131(4), 1593-1636.
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., & Renault, T. (2021). Twitter-Derived Measures of Economic Uncertainty.
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., & Terry, S. J. (2020b). Covid-induced economic uncertainty (No. w26983). National Bureau of Economic Research.
- Baker, S. R., Bloom, N., & Terry, S. J. (2020). Using disasters to estimate the impact of uncertainty (No. w27167). National Bureau of Economic Research.
- Baker, S. R., Farrokhnia, R. A., Meyer, S., Pagel, M., & Yannelis, C. (2020a). How does household spending respond to an epidemic? Consumption during the 2020 COVID-19 pandemic. *The Review of Asset Pricing Studies*, 10(4), 834-862.
- Barro, R. J., Ursúa, J. F., & Weng, J. (2020). The coronavirus and the great influenza pandemic: Lessons from the "spanish flu" for the coronavirus's potential effects on mortality and economic activity (No. w26866). National Bureau of Economic Research.
- Basu, S., & Bundick, B. (2017). Uncertainty shocks in a model of effective demand. *Econometrica*, 85(3), 937-958.
- Bernanke, B. S. (1983). Irreversibility, uncertainty, and cyclical investment. *The quarterly journal of economics*, 98(1), 85-106.
- Bertola, G., Guiso, L., & Pistaferri, L. (2005). Uncertainty and consumer durables adjustment. *The Review of Economic Studies*, 72(4), 973-1007.
- Bloom, N. (2009). The impact of uncertainty shocks. *Econometrica*, 77(3), 623-685.
- Bloom, N. (2014). Fluctuations in uncertainty. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 153-76.
- Caggiano, G., Castelnuovo, E., & Figueres, J. M. (2017). Economic policy uncertainty and unemployment in the United States: A nonlinear approach. *Economics Letters*, 151, 31-34.
- Caggiano, G., Castelnuovo, E., & Groshenny, N. (2014). Uncertainty shocks and unemployment dynamics in US recessions. *Journal of Monetary Economics*, 67, 78-92.
- Caggiano, G., Castelnuovo, E., & Kima, R. (2020). The global effects of Covid-19-induced uncertainty. *Economics Letters*, 194, 109392.
- Castelnuovo, E., & Tran, T. D. (2017). Google it up! a google trends-based uncertainty index for the United States and Australia. *Economics Letters*, 161, 149-153.

- Christiano, L. J., Motto, R., & Rostagno, M. (2014). Risk shocks. *American Economic Review*, 104(1), 27-65.
- Enders, W. (2008). *Applied econometric time series*. John Wiley & Sons.
- Engle, R. F., & Granger, C. W. (1987). Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 251-276.
- Epstein, L. G. (1999). A definition of uncertainty aversion. *The Review of Economic Studies*, 66(3), 579-608.
- Fernández-Villaverde, J., & Guerrón-Quintana, P. A. (2020). Uncertainty shocks and business cycle research. *Review of economic dynamics*, 37, S118-S146.
- Fernández-Villaverde, J., Guerrón-Quintana, P., Rubio-Ramirez, J. F., & Uribe, M. (2011). Risk matters: The real effects of volatility shocks. *American Economic Review*, 101(6), 2530-61.
- Ghirelli, C., Gil, M., Pérez, J. J., & Urtasun, A. (2019). Measuring economic and economic policy uncertainty and their macroeconomic effects: the case of Spain. *Empirical Economics*, 1-24.
- Ghirelli, C., Pérez, J. J., & Urtasun, A. (2019). A new economic policy uncertainty index for Spain. *Economics Letters*, 182, 64-67.
- Gil, M., Pérez, J. J., & Urtasun, A. (2017). Incertidumbre macroeconómica: medición e impacto sobre la economía española. *Boletín Económico*, 1, 2017.
- Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 424-438.
- Hamilton, J. D. (2018). Why you should never use the Hodrick-Prescott filter. *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 831-843.
- Hartman, R. (1972). The effects of price and cost uncertainty on investment. *Journal of economic theory*, 5(2), 258-266.
- Hodrick, R. J. (2020). An exploration of trend-cycle decomposition methodologies in simulated data (No. w26750). National Bureau of Economic Research.
- Hodrick, R. J., & Prescott, E. (1981). Post-War US Business Cycles: An Empirical Investigation (No. 451).
- Hodrick, R. J., & Prescott, E. C. (1997). Postwar US business cycles: an empirical investigation. *Journal of Money, credit, and Banking*, 1-16.
- Ivanov, V., & Kilian, L. (2005). A practitioner's guide to lag order selection for VAR impulse response analysis. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 9(1).
- Jurado, K., Ludvigson, S. C., & Ng, S. (2015). Measuring uncertainty. *American Economic Review*, 105(3), 1177-1216.
- Knight, F. H. (1921). *Risk, uncertainty and profit* (Vol. 31). Houghton Mifflin.
- Leduc, S., & Liu, Z. (2016). Uncertainty shocks are aggregate demand shocks. *Journal of Monetary Economics*, 82, 20-35.
- Novales, A. (2011). *Modelos vectoriales autoregresivos (VAR)*. Universidad Complutense, 1-26.
- Oi, W. Y. (1961). The desirability of price instability under perfect competition. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 58-64.

- Rossi, B., & Sekhposyan, T. (2015). Macroeconomic uncertainty indices based on nowcast and forecast error distributions. *American Economic Review*, 105(5), 650-55.
- Schüler, Y. S. (2018). On the cyclical properties of Hamilton's regression filter.
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1-48.
- [«Nuevo coronavirus - China»](#). *OMS*. 12 de enero de 2020.
- Sáiz-Pardo, Melchor (3 de marzo de 2020). [«La autopsia confirma la presencia del virus en un paciente fallecido en Valencia el 13 de febrero»](#). *El Correo*. Consultado el 10 de febrero de 2021.
- Verdú, Daniel (19 de junio de 2020). [«Un estudio de aguas residuales confirma que la covid-19 ya estaba en Italia en diciembre»](#). *EL PAÍS*. Consultado el 10 de febrero de 2021.

APÉNDICE A: PASOS PREVIOS A LA ESTIMACIÓN DEL VAR

Antes de estimar un modelo del tipo vector autorregresivo, y en general antes de trabajar con cualquier modelo de series temporales, conviene analizar si las series tratadas son estacionarias en media y en varianza, y si están cointegradas. En primer lugar, es necesario revisar la estacionariedad en varianza: para ello, se han utilizado los gráficos de rango-media de cada serie, entendiendo que la serie es no estacionaria en varianza si, dada la hipótesis nula H_0 : pendiente=0, esta se rechaza a un 5% de significación. Se han tomado logaritmos para todas las series para las que se ha rechazado dicha hipótesis.

En segundo lugar, se ha revisado la estacionariedad en media: para ello, se ha utilizado el contraste aumentado de Dickey-Fuller, entendiendo que una serie es no estacionaria en media si no se puede rechazar la hipótesis nula H_0 : raíz unitaria, a un 5% de significación. Dada una serie no estacionaria en media, esta se transforma aplicando un filtro que extraiga la tendencia, quedando una nueva serie que se corresponde con el ciclo de la original.

Previamente al filtrado de las series, se ha comprobado que estas no estén cointegradas, esto es, que no compartan una relación común a largo plazo, a través del contraste de Engle-Granger (Engle y Granger, 1987). Para ello, se han tomado los casos de España y Estados Unidos, y se ha aplicado el contraste a las variables endógenas del modelo base (EPU, índice bursátil, R/i, IPC, U, IPI). Para que exista evidencia de cointegración, se deben cumplir dos condiciones: que no se rechace la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria para ninguna variable y que se rechace para los residuos de la regresión cointegrante. En ambos casos se cumple la primera condición pero no la segunda (p-valor=0.691 y p-valor=0.692, respectivamente), por lo que se presupone que no existe relación de cointegración para ninguno de los modelos analizados en la comparativa internacional ni en el análisis de robustez.

Tradicionalmente, el filtro usado para extraer la tendencia de una serie ha sido el filtro de Hodrick-Prescott (Hodrick y Prescott, 1981 y 1997). Si bien se han sugerido otras propuestas para sustituir dicho filtro, no ha sido hasta los últimos años que se ha dejado de utilizar mayoritariamente en favor del propuesto por Hamilton (2018). En dicho artículo se expone que el filtro de Hodrick-Prescott produce series con dinámicas espurias no relacionadas con el proceso de generación de datos, y que su uso no es adecuado [1]. Como alternativa, se propone un filtro que usa las previsiones simples de una serie para extraer la tendencia natural, tal que:

[1] Otros trabajos no son tan categóricos sobre lo inadecuado del filtro de Hodrick-Prescott ni sobre lo adecuado del propuesto por Hamilton, véanse Schüler (2018) o Hodrick (2020).

$$y_{t+h} = \beta_0 + \beta_1 y_t + \beta_2 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p-1} + \gamma_{t+h};$$

$$\gamma_{t+h} = y_{t+h} - \beta_0 - \beta_1 y_t - \beta_2 y_{t-1} - \dots - \beta_p y_{t-p-1}$$

siendo γ_{t+h} la variable filtrada en el período $t+h$. Hamilton recomienda elegir los parámetros h y p tal que $h=2$ años y $p=1$ año (para datos mensuales, $h=24$ y $p=12$), si bien reconoce que es posible encontrar otras combinaciones más adecuadas. En este trabajo se ha seguido el criterio de otros artículos con temáticas similares (Altig et al., 2020) y se han elegido los valores $h=12$ y $p=36$.

Como primer paso del análisis de robustez de los resultados obtenidos en el apartado 3.2, en la figura 15 se muestran las mismas funciones de impulso-respuesta que en la figura 7, salvo que en las especificaciones se han incluido las variables transformadas con el filtro de Hodrick-Prescott, mostrando los efectos obtenidos de haber elegido la opción tradicional de filtrado. Comparando con la figura 7, se puede ver que los efectos son esencialmente muy parecidos, tanto en cuantía como en significatividad.

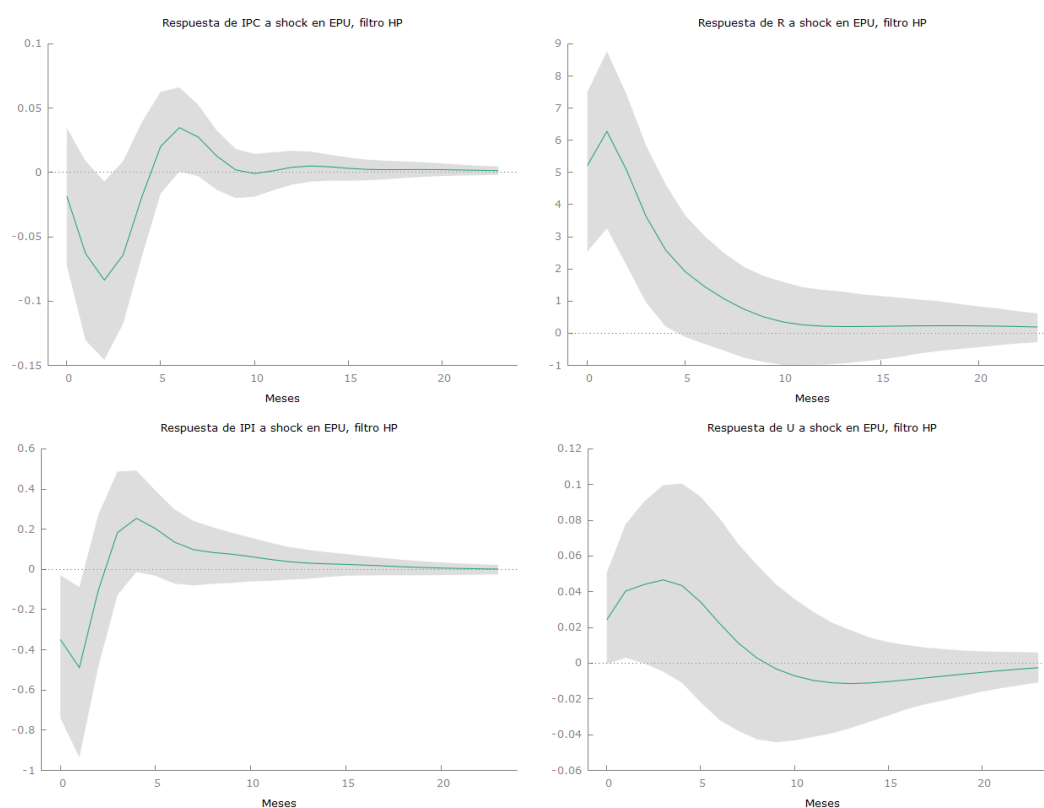


Figura 15: funciones de impulso-respuesta de IPI, U, R e IPC a un shock de tamaño una desviación típica en EPU. Orden de retardos: 2. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020. Ordenación de Cholesky: EPU, IBEX35, R, IPC, U, IPI; variable exógena: log EPU EU. Todas las variables filtradas según Hodrick-Prescott ($\lambda=14400$).

APÉNDICE B: ANÁLISIS DE ROBUSTEZ

Para comprobar la solidez de los resultados del apartado 3.2, se han estimado una serie de VAR con distintas especificaciones. En la figura 16 se muestran las funciones de impulso-respuesta del IPI a un shock en el índice EPU, ordenando al EPU en cada una de las posiciones en la descomposición de Cholesky: si bien la significatividad y la cuantía son menores al caso en el que se ordena en primer lugar (también expuesto en la figura 7), los resultados parecen robustos a distintas ordenaciones.

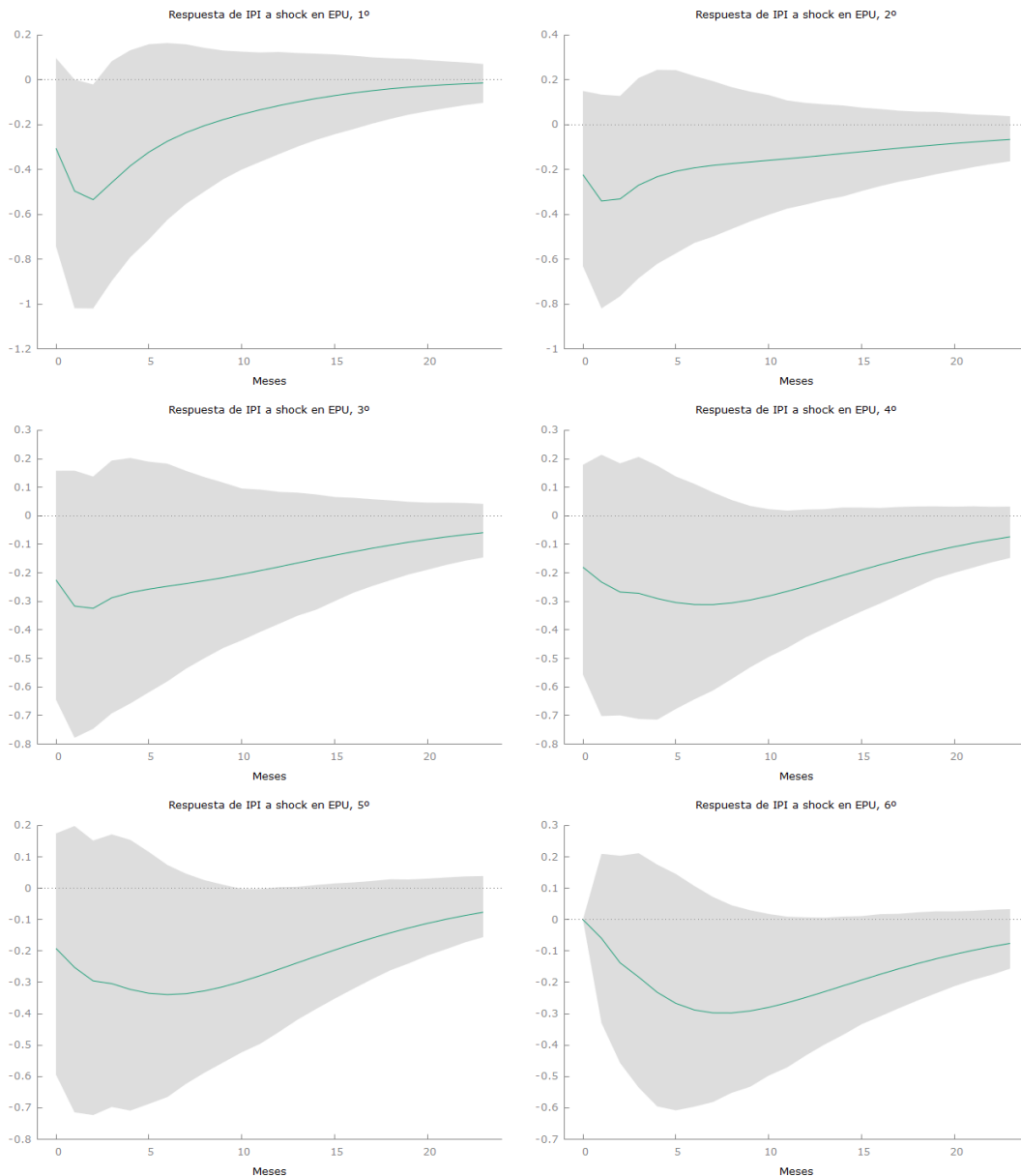


Figura 16: análisis de robustez. Funciones de impulso-respuesta de IPI a un shock de tamaño una desviación típica en EPU. Orden de retardos: 2. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020. Ordenación de Cholesky: se mantiene la de la figura 7, EPU va tomando todas las posiciones; variable exógena: $\log EPU EU$. Todas las variables han sido filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

En las figuras 17, 18 y 19 se muestran otras estimaciones para comprobar la robustez de los resultados: en primer lugar se ha estimado un modelo bivalente con el índice EPU y el IPI, y se han calculado las funciones de impulso-respuesta del IPI a un shock en el EPU, probando las dos ordenaciones posibles en la descomposición de Cholesky. Las otras cuatro estimaciones parten de distintas especificaciones extra: en la figura 17 se parte del modelo base pero en primer lugar se sustituye la tasa de paro por el empleo industrial, medido como el número de afiliados a la Seguridad Social en el sector de la industria, y en segundo lugar se toman 6 retardos en vez de 2. En la figura 18, la primera función de impulso-respuesta parte de una especificación sin el logaritmo del índice EPU de la UE como variable exógena, y la segunda toma un tamaño muestral reducido, que comprende el período de enero de 2004 a noviembre de 2019, excluyendo la época del Covid-19. A la vista de las estimaciones, parece que los resultados obtenidos en el análisis principal son robustos a distintas especificaciones del VAR.

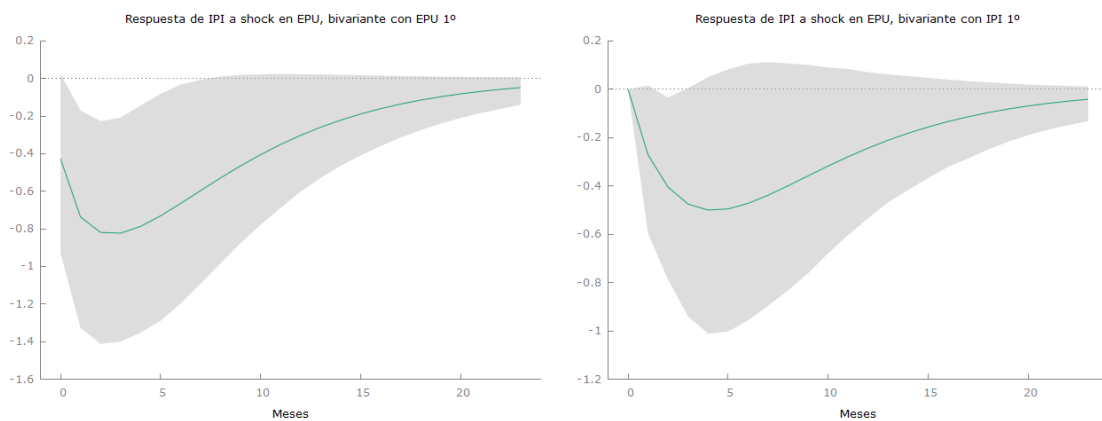


Figura 17: análisis de robustez. Modelo bivalente. Funciones de impulso-respuesta de IPI a un shock de tamaño una desviación típica en EPU. Orden de retardos: 2. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020. Ordenación de Cholesky: EPU, IPI / IPI, EPU. Las variables han sido filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

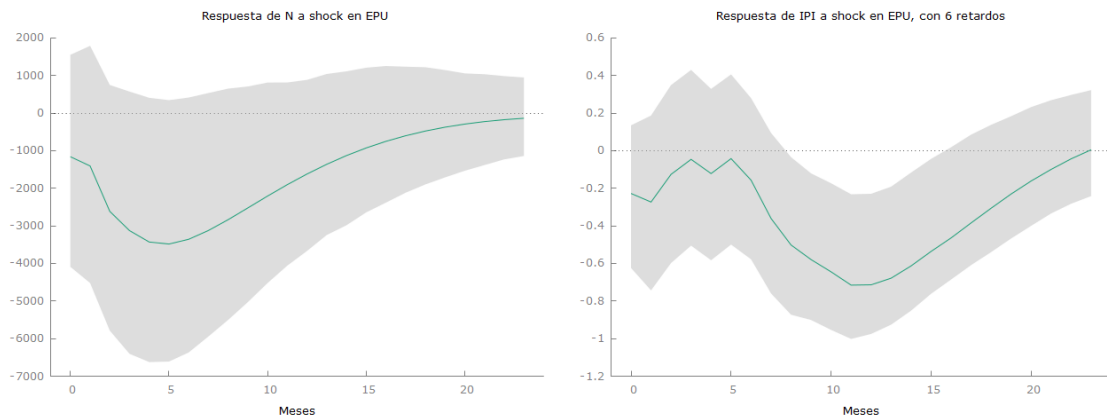


Figura 18: análisis de robustez. Funciones de impulso-respuesta de N e IPI a un shock de tamaño una desviación típica en EPU . Orden de retardos: 2 / 6. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020. Ordenación de Cholesky: EPU , $IBEX35$, R , IPC , N/U , IPI ; variable exógena: $\log EPU EU$. Todas las variables han sido filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

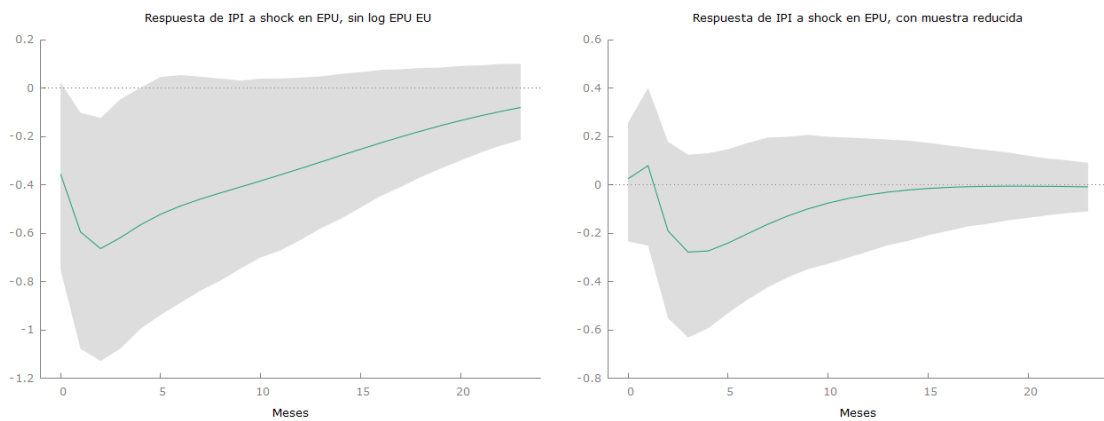


Figura 19: análisis de robustez. Funciones de impulso-respuesta de IPI a un shock de tamaño una desviación típica en EPU . Orden de retardos: 2. Tamaño de muestra: 01:1997-11:2020 / 01:2004-11:2019. Ordenación de Cholesky: EPU , $IBEX35$, R , IPC , U , IPI ; variable exógena en el segundo caso: $\log EPU EU$. Todas las variables han sido filtradas según Hamilton ($h=12$, $p=36$).

APÉNDICE C: EXOGENEIDAD DE LA INCERTIDUMBRE

Gran parte de la literatura sobre el impacto macroeconómico de la incertidumbre parte del supuesto de que los shocks de incertidumbre son exógenos. Este supuesto tiene cierta importancia, en tanto que la descomposición de Cholesky para calcular las funciones de impulso-respuesta requiere una ordenación basada en la teoría y en la evidencia económica, por lo que una ordenación inadecuada desde este punto de vista podría dar pie a conclusiones inválidas. Si bien en el apéndice B ya se ha comprobado que los resultados obtenidos son robustos a distintas ordenaciones, incluyendo la ordenación de la incertidumbre en último lugar, conviene revisar la veracidad del supuesto.

Enders (2008) sugiere utilizar la descomposición de la varianza como forma para comprobar la exogeneidad de una variable: se supone que si una variable es exógena, explicará cerca del 100% de la varianza de su error de predicción. Sin embargo, este método precisa también una determinada ordenación en la descomposición de Cholesky. Otra vía para comprobar la exogeneidad de una variable es la propuesta por Fernández-Villaverde et al. (2015): dada la variable de incertidumbre, se estiman una serie de VAR bivariantes con dicha variable y cada una de las que integran el modelo base, con los mismos retardos del modelo base, y se utiliza el test de causalidad de Granger (Granger, 1969) para comprobar si alguna de las variables del modelo causa a la variable de incertidumbre en el sentido de Granger, entendiendo que si esto ocurre, no podríamos suponer la exogeneidad de los shocks de incertidumbre.

En la tabla 2 se recogen los p-valores de los test de causalidad de Granger para todos los indicadores de incertidumbre utilizados en este trabajo: los tres de España, los dos de Alemania, Francia, Estados Unidos y Australia y el índice EPU de Italia. Las cuadrículas marcadas en rojo indican que determinada variable del modelo base causa en el sentido de Granger a la variable de incertidumbre en cuestión, a un 5% de significación.

El índice EPU de España, Alemania, Italia y Estados Unidos es causado por el índice bursátil de cada país, si bien en España, Alemania y Estados Unidos, para los que se han usado otras formas de medir la incertidumbre, esta relación no se da en esos otros proxys. El índice EPU de Italia también es causado por la tasa de paro, por lo que quizá sería recomendable, en futuras investigaciones, comprobar la exogeneidad de la incertidumbre en dicho país con otros proxys. En general, exceptuando la relación de varios índices EPU con los índices bursátiles, parece plausible considerar que los shocks de incertidumbre son exógenos.

País	Incertidumbre	Índice bursátil	R/i	IPC	U	IPI
España	EPU	0.000	0.285	0.465	0.109	0.150
	DEX	0.172	0.106	0.128	0.155	0.101
	I3E	0.177	0.248	0.131	0.976	0.280
Alemania	EPU	0.012	0.409	0.596	0.638	0.978
	V1XI	0.473	0.323	0.771	0.663	0.869
Francia	EPU	0.154	0.100	0.595	0.710	0.931
	VCAC	0.110	0.854	0.725	0.467	0.828
Italia	EPU	0.002	0.055	0.918	0.024	0.512
EE. UU.	EPU	0.000	0.327	0.051	0.054	0.152
	VIX	0.944	0.200	0.169	0.790	0.465
Australia	EPU	0.492	0.249	0.084	0.940	0.430
	AXVI	0.831	0.344	0.048	0.409	0.878

Tabla 3: tests de causalidad de Granger de la variable de incertidumbre para todos los VAR estimados durante el trabajo.