



Trabajo Fin de Grado

Un análisis de coyuntura para el sector industrial
español

Autor/es

Alejandro Mozota Cueto

Director/es

Cristina Sarasa

Facultad de Economía y Empresa

2021

Autor: Alejandro Mozota Cueto

Director/es: Cristina Sarasa

Título: Análisis de coyuntura: el sector industrial español

Titulación: Grado de economía

Resumen:

El objetivo de este trabajo de fin de grado es observar y analizar el comportamiento y la evolución del sector industrial español, así como realizar una previsión de la evolución de algunos de los indicadores que lo componen. Para ello, pondremos en contexto el sector a lo largo de la historia, así como su importancia actual. Aplicaremos técnicas econométricas de series temporales para nuestras variables con el fin de obtener su comportamiento modelizado y predecir su comportamiento futuro centrándonos en el Índice de Producción Industrial y en el Índice de Precios Industriales.

Abstract:

The objective of this work is to observe and analyze the behaviour and evolution of the Spanish industrial sector, as well as addressing a forecast of the evolution of a set of indicators that compose it. For this, we analyze the context of the sector throughout history, as well as its current relevance. We will apply alternative time series econometric techniques for our variables in order to obtain their modeled behaviour and predict their future behaviour, focusing on the Industrial Production Index and the Industrial Price Index.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1. INTRODUCCIÓN	3
2. CONTEXTO Y EVOLUCIÓN DEL SECTOR INDUSTRIAL ESPAÑOL	4
3. METODOLOGÍA.....	8
3.1 Descripción de los indicadores y serie objetivo	8
3.2 Enfoque no paramétrico.....	9
3.3 Enfoque paramétrico.....	11
3.3.1 Identificación	11
3.3.2 Análisis de los correlogramas	16
3.3.3 Contrastes de integración.....	19
3.3.4 Estimación del modelo y sobreajuste	20
3.3.5 Predicción	22
4. ESTIMACIÓN DEL MODELO MCO	23
5. CONCLUSIONES.....	25
6. BIBLIOGRAFÍA	27
7. ANEXO	29
7.1 ANEXO I: Modelos ARIMA	29
7.2 ANEXO II: Correlogramas de los residuos	33
7.3 ANEXO III: predicciones	37
7.4 ANEXO IV: Modelos MCO.....	41

1. INTRODUCCIÓN

El objetivo principal de este trabajo es realizar un análisis de coyuntura del sector industrial español. Para ello, se analiza la estructura de una serie de indicadores pertenecientes al sector industrial para poder realizar su predicción para los próximos meses y en última instancia , se estudia si dos de ellos, escogidos como principales, el índice de Producción Industrial y el Índice de Precios Industriales, están cointegrados y tienen relación en el largo plazo. Dicho sector está condicionado por el impacto que ha tenido la crisis de la COVID-19, por lo que será interesante ver cómo responden los modelos y las predicciones a este evento.

Abordaremos el análisis en dos puntos, mediante un análisis paramétrico y otro análisis no paramétrico, con la correspondiente estimación de los modelos ARIMA en primera instancia siguiendo la metodología propuesta por Box-Jenkins, con lo que realizaremos las predicciones puntuales para los primeros seis meses del año 2021, y a continuación, se realizará un estudio de la cointegración de los residuos mediante la estimación de las regresiones de cointegración.

El impacto que ha tenido la pandemia en la economía ha sido distinto a la crisis anterior, puesto que, a diferencia de ella, ésta ha supuesto un shock en la oferta. Las restricciones de movimiento y las medidas sanitarias impidieron la apertura de los comercios y de la producción en las fábricas, salvo los calificados como servicios esenciales. Esto lastró la economía de todos los países, pero la dependencia de España del sector terciario implica que la recuperación económica llegará más tarde que en otros países que no dependen tanto del turismo y están más industrializados, quienes tendrán un impacto más suave en su economía.

Así pues, con este trabajo no se busca un mero análisis del sector industrial, sino reivindicar su importancia como motor económico y la necesidad de equilibrar los pesos de los sectores económicos de España para acabar con la dependencia casi exclusiva del turismo que, aunque fundamental, queda patente en situaciones como la actual que la dependencia de este tiene como consecuencia un mayor impacto económico en casos como en el que nos encontramos hoy en día.

2. CONTEXTO Y EVOLUCIÓN DEL SECTOR INDUSTRIAL ESPAÑOL

La industrialización en España fue tardía, no sería hasta la segunda mitad del siglo XIX que se adentraría en la industrialización, principalmente como abastecedor de materias primas y hasta finales de siglo no comenzaría a despegar una industrialización como tal, teniendo de motor principal las industrias textiles catalanas y las industrias metalúrgicas del norte (Wikipedia, 2021).

El impulso final a la industrialización se dio con la apertura de la economía española tras el período de autarquía franquista, mediante el Plan de Estabilización implementado en 1957. España tuvo un crecimiento industrial y económico, pasando de ser un país principalmente agrario a uno con el sector industrial como motor económico (Benito, 2019).

Figura 1: Mapa del desarrollo de la industria entre los períodos de Autarquía y Planes de Desarrollo

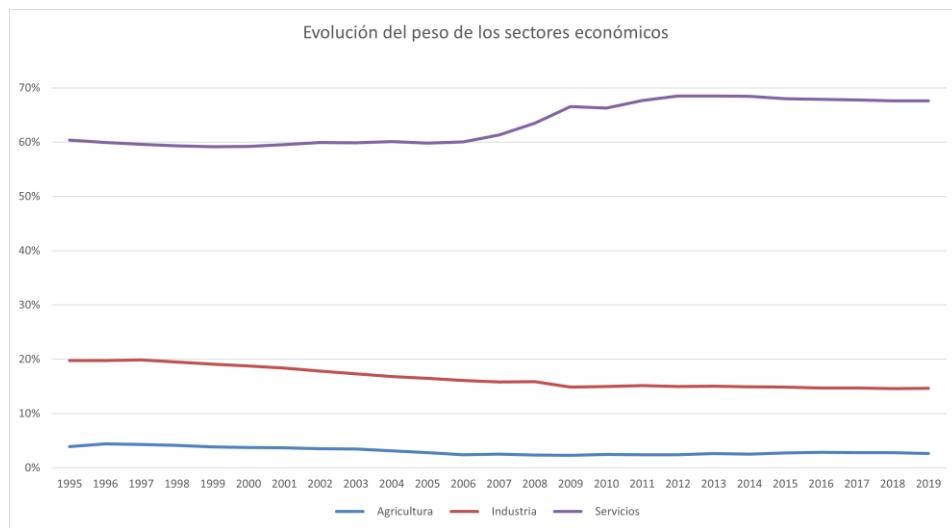


Fuente: Instituto Geográfico Nacional. Atlas Nacional de España

Sin embargo, el modelo económico que estuvo vigente durante los años sesenta en España se agotó a mediados de la década de los setenta, coincidiendo con la transición política, y se daría un período de desindustrialización y posterior conversión del sector. La industria pasaría de tener la minería, la automoción y la fabricación de maquinaria como pilares fundamentales a tener al sector energético, la siderurgia, el textil y la industria química como sus nuevos motores económicos (Benito, 2019).

En la época más reciente el sector industrial español ha sufrido un progresivo descenso de su peso en la economía del país (Domènec, 2016). En 1995, el sector industrial representaba un 19'76% del PIB español, cinco años después esta cifra era de casi un punto porcentual menos, un 18'78%, en 2010 representaba el 15% del PIB de España y en 2019 era de un 14'64%.

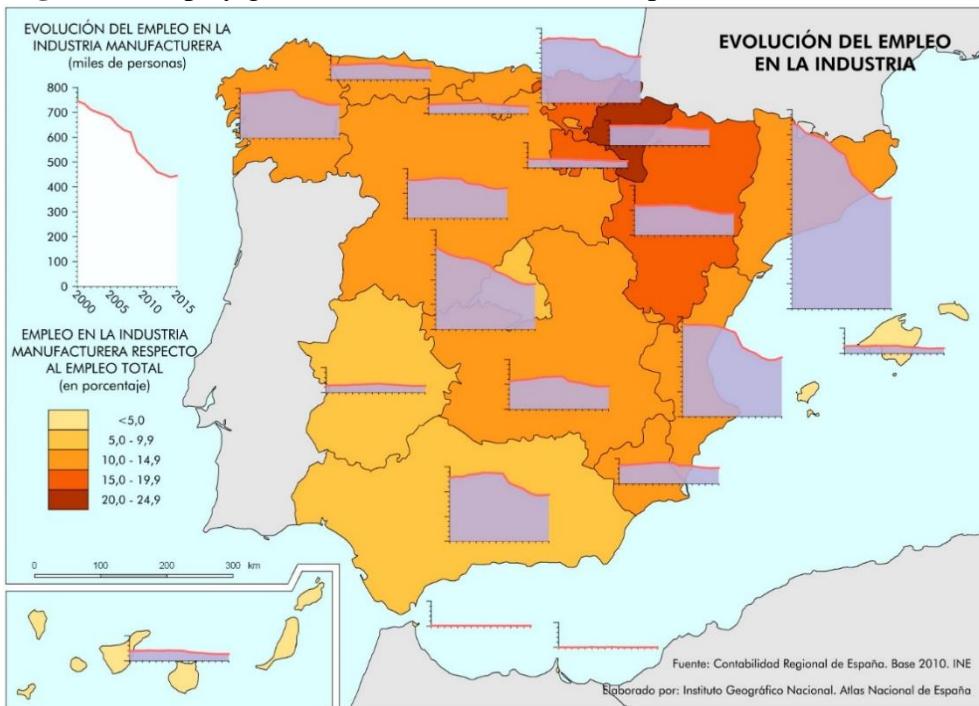
Figura 2: Evolución del peso de los sectores económicos (2015-2019)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del INE (2021)

A niveles de empleo también se ha visto consecuentemente afectado por esta desindustrialización y, un reflejo de esto, es la evolución del empleo de la industria manufacturera española, mientras que en Comunidades Autónomas como Navarra, donde el empleo de la industria manufacturera representa más del 20% del empleo total de la comunidad o lugares como Aragón, País Vasco o La Rioja donde es superior al 15% en zonas costeras, principalmente en la costa mediterránea, el empleo no alcanza el 15% y ha sufrido desde principios del siglo XXI un descenso de los empleos industriales (Benito, 2019).

Figura 3: Mapa y gráficos de la evolución del empleo en la industria (2000-2015)



Fuente: Instituto Geográfico Nacional. Atlas Nacional de España

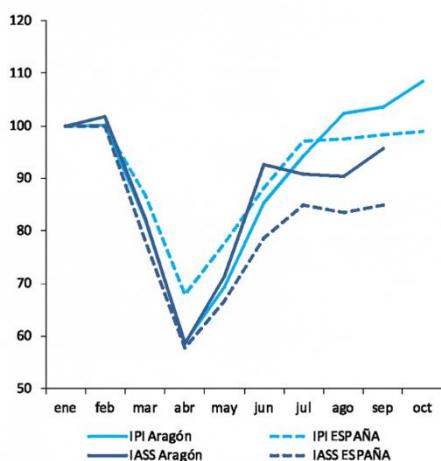
Por ello, la industria tiene en estos nuevos tiempos de avance tecnológico e industrial retos por delante, entre los que se encuentran superar los problemas estructurales del sector industrial español, siendo estos principalmente la productividad del capital, la productividad del trabajo y factores como la limitada inversión en investigación o el elevado coste energético (Domènech, 2016).

En el primer caso nos encontramos con que el tejido empresarial en España está compuesto principalmente por microempresas o empresas pequeñas, mientras que, en países como Alemania o Suiza, con un 38% y un 44% respectivamente, en España sólo el 16% de las empresas industriales tienen diez o más trabajadores. La productividad del trabajo ha mejorado considerablemente desde 2009, pero sigue lejos de la de nuestros vecinos europeos. Otro de los campos a mejorar es la inversión en I+D, mientras que en España sólo se le dedica el 1'3% del PIB, países como Francia o Alemania le dedican un 2'3 y un 3% respectivamente, por lo que nos queda un largo recorrido para alcanzar a los países de nuestro entorno y adaptar nuestro sector industrial a los nuevos tiempos apostando por las tecnologías emergentes como la robótica, la fabricación de automóviles eléctricos y baterías para los mismos y la industria 4.0 (Deloitte, 2021).

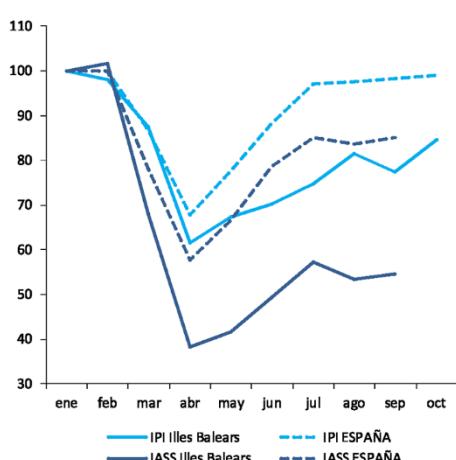
Cabe destacar de igual forma el impacto económico que ha tenido la crisis de la pandemia dependiendo de la Comunidad Autónoma. Aquellas en las que el sector terciario tiene un menor peso y está más equilibrado con el sector industrial han visto como el impacto inicial sobre el PIB ha sido inferior que en aquellas más dependientes del turismo y de los servicios. Es el caso por ejemplo de Aragón, donde la industria tenía un peso del 19% en 2017, 5 puntos por encima de la media de España (Sauras y Platero, 2020). Mientras que el impacto del shock económico generado por la COVID-19 tuvo como consecuencia una desaceleración de la economía en Aragón del 8'2% o en Navarra del 8'7%, por el contrario, comunidades como Baleares o Canarias tuvieron una desaceleración del 22% y del 17'9% respectivamente (Funcas, 2020).

Figura 4: Gráficos del IPI y del IASS de Aragón, Navarra, Baleares y Canarias (2020)

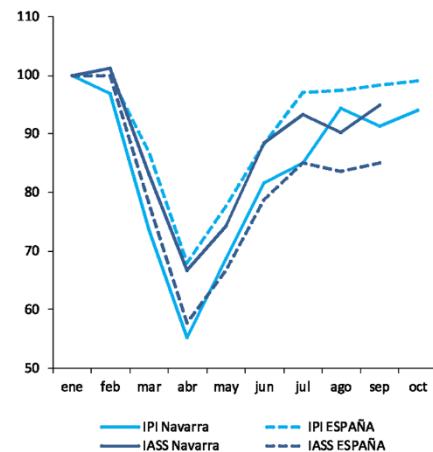
**GRÁFICO 2. ÍNDICE DE PRODUCCIÓN INDUSTRIAL E ÍNDICE DE ACTIVIDAD EN EL SECTOR SERVICIOS
Aragón y España**
Índice cvec, ene-20=100



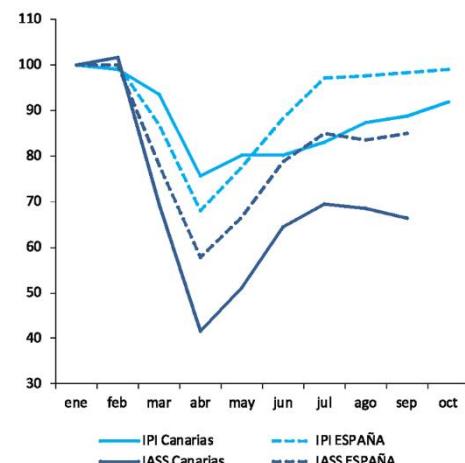
**GRÁFICO 2. ÍNDICE DE PRODUCCIÓN INDUSTRIAL E ÍNDICE DE ACTIVIDAD EN EL SECTOR SERVICIOS
Illes Balears y España**
Índice cvec, ene-20=100



**GRÁFICO 2. ÍNDICE DE PRODUCCIÓN INDUSTRIAL E ÍNDICE DE ACTIVIDAD EN EL SECTOR SERVICIOS
Comunidad Foral de Navarra y España**
Índice cvec, ene-20=100



**GRÁFICO 2. ÍNDICE DE PRODUCCIÓN INDUSTRIAL E ÍNDICE DE ACTIVIDAD EN EL SECTOR SERVICIOS
Canarias y España**
Índice cvec, ene-20=100



Fuente: Funcas

3. METODOLOGÍA

3.1. Descripción de los indicadores y serie objetivo

El objetivo que se busca con este trabajo es analizar el comportamiento del sector industrial español y comprobar la relación entre el Indicador de Producción Industrial y el Indicador de Precios Industriales. Esto lo realizaremos mediante el análisis y predicción de una serie de variables relacionadas con el sector industrial para el primer semestre del año 2021.

Las frecuencias de las series estudiadas son mensuales en su mayoría, a excepción del PIB y del VAB del sector industrial cuya frecuencia es trimestral. En la siguiente tabla se muestra una descripción de los indicadores empleados, así como sus períodos.

Tabla 1: Indicadores

	Nombre	Unidades	Frecuencia	Muestra	Fuente
CN	Cifra de Negocios	Millones de euros	Mensual	2002:01-2020:12	INE
EP	Entrada de Pedidos	Millones de euros	Mensual	2002:01-2019:12	INE
IPI	Índice de Producción Industrial	Millones de euros	Mensual	1995:01-2020:12	INE
IPRI	Índice de Precios Industriales	Millones de euros	Mensual	1995:01-2020:12	INE
IPRIM	Índice de Precios de Importación de Productos Industriales	Millones de euros	Mensual	2005:01-2021:01	INE
IPRIX	Índice de Precios de Exportación de Productos Industriales	Millones de euros	Mensual	2005:01-2021:01	INE
PIB	Producto Interior Bruto	Millones de euros	Trimestral	1995:1-2020:4	INE
VAB	Valor Añadido Bruto de la Industria	Millones de euros	Trimestral	1995:1-2020:4	INE

Fuente: Elaboración propia

3.2. Enfoque no paramétrico

Al estar trabajando con series temporales deberemos estudiar si los datos presentan componente tendencia, ciclo, estacionalidad o irregularidad, por tanto, descompondremos los indicadores en estos componentes.

Para comprobar si una serie presenta tendencia emplearemos el Test de Daniel, el cual explicaremos a continuación.

En la primera etapa del test planteamos las hipótesis nula y alternativa, siendo la hipótesis nula la de serie sin tendencia y la alternativa la de serie con tendencia. La segunda etapa consiste en el cálculo de un estadístico τ_s , siguiendo la fórmula:

$$\tau_s = 1 - \frac{6 \sum_{t=1}^T d_t^2}{T(T^2 - 1)}$$

Siendo d_t^2 la diferencia entre el rango y la posición temporal del dato al cuadrado y T el número de datos. El estadístico τ_s se distribuye como una Normal por lo que una vez estandarizado se aplicaría la regla de decisión siguiente:

Si $|z| > N_{\epsilon/2}$ rechazamos H_0 , por lo que la serie tiene tendencia.

Si $|z| \leq N_{\epsilon/2}$ aceptamos H_0 , por lo que la serie no tiene tendencia.

Siendo nuestro nivel de significación $\epsilon=0'05$.

Si la serie presenta tendencia aplicaremos el Contraste de Kendall, para aquellas que no la presenten, aplicaremos el Contraste de Kruskal-Wallis.

En la primera etapa del test planteamos las hipótesis nula y alternativa, siendo la hipótesis nula la de serie sin estacionalidad y la alternativa la de serie con estacionalidad. La segunda etapa consiste en el cálculo de un estadístico K para el Contraste de Kendall o de un estadístico KW para el Contraste de Kruskal-Wallis, siguiendo las fórmulas:

$$K = \frac{12}{T(s+1)} \sum_{i=1}^s \left(M_i - \frac{A(s+1)}{2} \right)^2 \quad KW = \frac{12}{T(s+1)} \frac{\sum_{i=1}^s M_i^2}{T_i} - 3(T + 1)$$

Siendo s la frecuencia de la serie (12 si es mensual, 4 si es trimestral), T el número de datos, A el número de ciclos que se repite la muestra y M_i la suma de los rangos. Ambos estadísticos se distribuyen como una Chi cuadrado por lo que se aplicaría la regla de decisión siguiente:

Si $|K/KW| > \chi_{\epsilon}^2(s - 1)$ rechazamos H_0 , por lo que la serie tiene componente estacional.

Si $|K/KW| \leq \chi_{\epsilon}^2(s - 1)$ aceptamos H_0 , por lo que la serie no tiene componente estacional.

Siendo nuestro nivel de significación $\varepsilon=0'05$.

Así pues, obtendríamos los resultados obtenidos en las siguientes tablas para el Test de Daniel y los Contrastes de Kendall y de Kruskal-Wallis.

Tabla 2: Resultados test de Daniel, Contraste de Kendall y Contraste de Kruskal-Wallis

		CN	EP	IPI	IPrI
Test de Daniel	Estadístico τ_s	0'097	0'199	-0'42	0'94
	Z	1'45	2'99	-7'42	16'59
	Regla de decisión	$ z > 1'96$			
	Resultado	Sin tendencia	Tendencia	Tendencia	Tendencia
Contraste de Kendall	Estadístico K		107'05	185'89	57'305
	Regla de decisión	$ K > 19'67$			
	Resultado		Componente estacional	Componente estacional	Componente estacional
Contraste de Kruskal-Wallis	Estadístico KW	90'07			
	Regla de decisión	$ KW > 19'67$			
	Resultado	Componente estacional			
		IRPIM	IPRIX	PIB	VAB
Test de Daniel	Estadístico τ_s	0'595	0'741	0'912	0'833
	Z	8'22	10'25	9'25	8'45
	Regla de decisión	$ z > 1'96$			
	Resultado	Tendencia	Tendencia	Tendencia	Tendencia
Contraste de Kendall	Estadístico K	13'697	44'57	73'96	42'34
	Regla de decisión	$ K > 19'67$			$ K > 7'81$
	Resultado	Sin componente estacional	Componente estacional	Componente estacional	Componente estacional

Fuente: elaboración propia

Como podemos observar en la tabla 2, el único indicador que según el test de Daniel no presenta tendencia sería el de Cifras de Negocios, por lo que sería el único al que deberíamos aplicar el contraste de Kruskal-Wallis. Respecto a los resultados de los contrastes de Kendall y Kruskal-Wallis, obtendríamos que el único que no presenta estacionalidad es el Índice de Precios de Importación de Productos Industriales.

3.3. Enfoque paramétrico

Emplearemos la metodología de Box y Jenkins para el tratamiento de las series temporales, a través de la cual construiremos modelos ARIMA (p,d,q) para los indicadores escogidos con el programa de tratamiento de datos GRETL. La metodología Box y Jenkins establece cuatro fases: identificación, estimación del modelo, chequeo y predicción.

3.3.1. Identificación

En este punto trataremos de, como su nombre indica, identificar el comportamiento de las variables. Para ello primero realizaremos los gráficos de rango-media para comprobar si es necesario tomar logaritmos en la serie. Presentamos los resultados en la siguiente tabla para un nivel de significación del 5%.

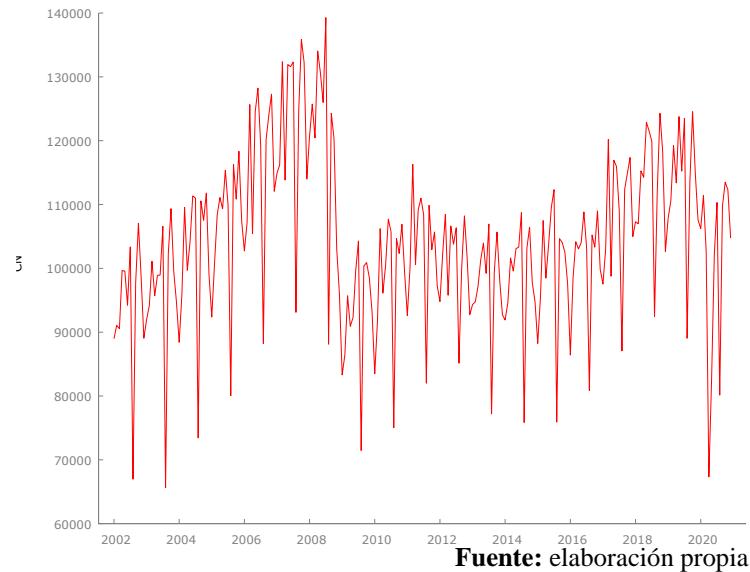
Tabla 3: Resultados gráfico rango-media

	p-valor	¿Tomar primer logaritmo?	p-valor	¿Tomar segundo logaritmo?
CN	0'112476	No		
EP	0'01037	Si	0'83247	No
IPI	0'0000	Si	0'0547	No
IPrI	0'0047	Si	0'06328	No
IPRIM	0'4063	No		
IPRIX	0'5012	No		
PIB	0'392	No		
VAB	0'2645	No		

Fuente: elaboración propia

Una vez hemos establecido las variables para las que es necesario tomar logaritmos, procedemos al análisis gráfico de las series temporales.

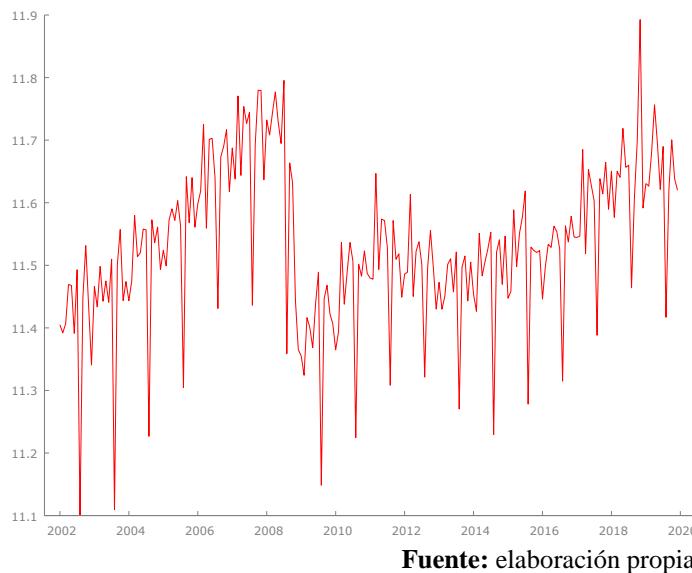
Gráfico 1: Serie Cifra de Negocios



Fuente: elaboración propia

En el gráfico de la Cifra de Negocios podemos observar una clara tendencia ascendente hasta el año 2008, a partir de entonces sufre un descenso brusco provocado por la crisis y un suavizamiento de la tendencia. La serie no parece ser estacionaria en media, pero si en varianza, puesto que el gráfico de rango-media no es necesario tomar logaritmos, lo que nos indicaría que la varianza es constante.

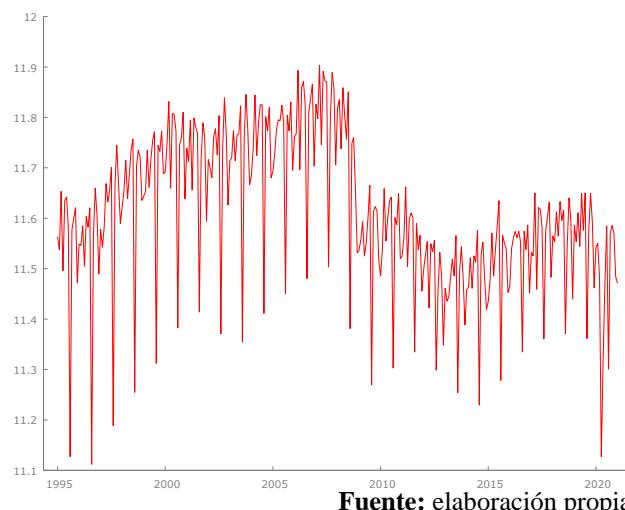
Gráfico 2: Serie en logaritmos de Entrada de Pedidos



Fuente: elaboración propia

La siguiente serie por observar es la de Entrada de Pedidos, a diferencia de la anterior, esta tiene un logaritmo aplicado. Podemos apreciar un caso similar al de la Cifra de Negocios, una tendencia creciente constante hasta el año 2008, con una bajada brusca y una tendencia de nuevo creciente pero más suave que en la etapa precrisis y no tan suavizada como la de la Cifra de Negocios. Podemos observar que no es estacionaria ni en media ni en varianza.

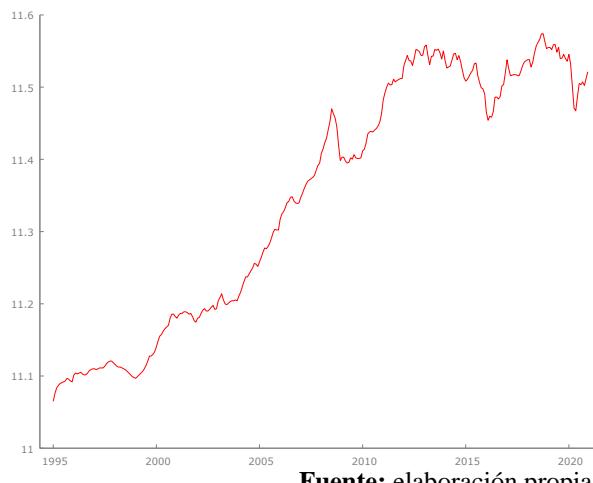
Gráfico 3: Serie en logaritmos de Índice de Producción Industrial



Fuente: elaboración propia

El gráfico de series temporales para el indicador de Producción Industrial también está en logaritmos y se aprecia una ruptura de la tendencia en 2008, después se suaviza la tendencia. Esta serie es no estacionaria en media ni en varianza.

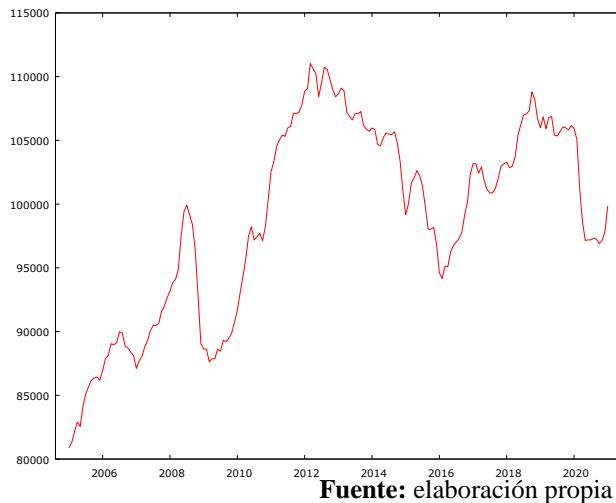
Gráfico 4: Serie en logaritmos de Índice de Precios Industriales



Fuente: elaboración propia

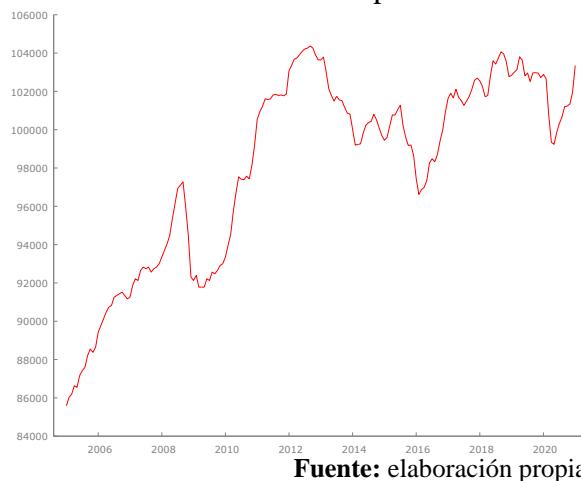
El índice de Precios Industriales nos muestra una clara tendencia creciente y en la que, a diferencia de las analizadas con anterioridad, es difícil de observar el componente estacional que nos ha mostrado el Contraste de Kendall. A partir de en torno al año 2012 se empieza a ver de forma un poco más clara ese componente estacional y cómo la tendencia se suaviza. Estaríamos, de nuevo, ante una serie no estacionaria en media ni varianza.

Gráfico 5: Serie de Índice de Precios de Importaciones de Productos Industriales



En el caso del índice de Precios de Importación de Productos Industriales nos encontramos con el único caso que no presenta componente estacional. En este caso nos encontramos con una serie que no es estacionario en media, pero sí en varianza.

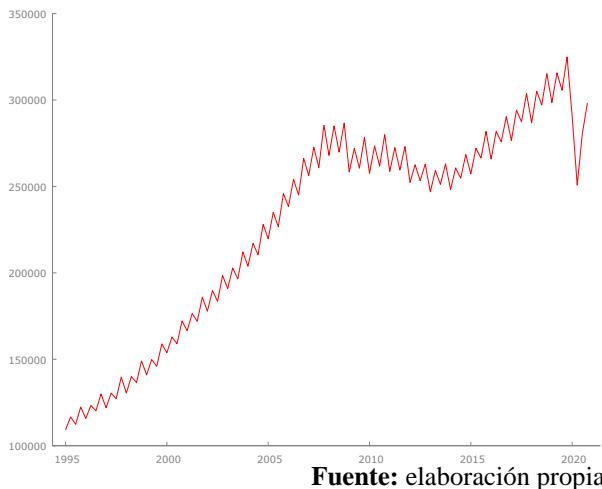
Gráfico 6: Serie de Índice de Precios de Exportaciones de Productos Industriales



El índice de Precios de Exportación de Productos Industriales es un caso particular, puesto que a simple vista parece que su gráfico de series temporales es muy similar al de su homólogo de las importaciones, sin embargo, aunque ambos presentan tendencia el

IPRIX presenta componente estacional de acuerdo con el Contraste de Kendall. Es, por tanto, no estacionario en media, pero si en varianza.

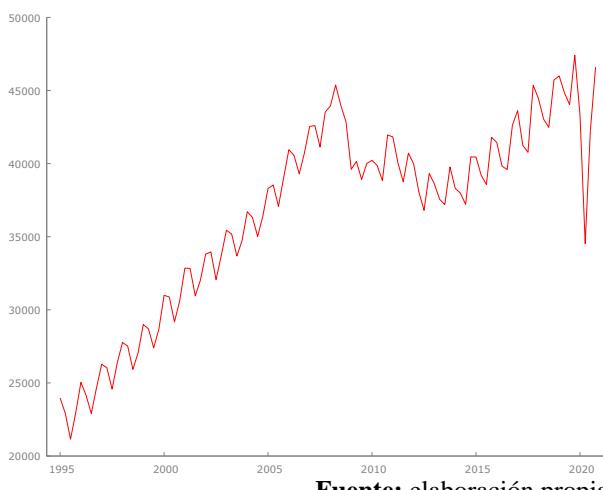
Gráfico 7: Serie de Producto Interior Bruto



Fuente: elaboración propia

El gráfico del Producto Interior Bruto nos mostraría una clara tendencia y componente estacional. Destaca el gran descenso que se produce a inicios de 2020, el cual coincide con la crisis provocada por la pandemia de la COVID-19, con un impacto claramente mayor al que ocasionó la crisis del 2008. Podemos observar cómo en este caso la serie presenta estacionariedad en varianza, pero no en media.

Gráfico 8: Serie de Valor Añadido Bruto



Fuente: elaboración propia

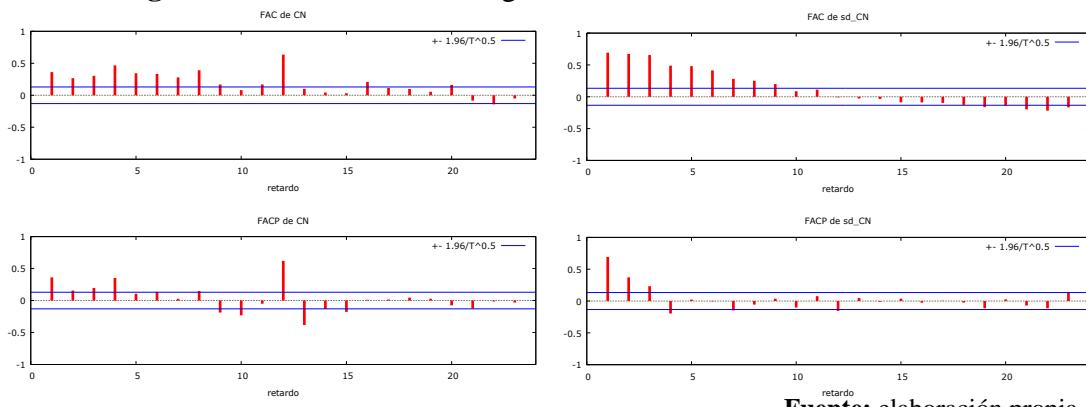
Por último, en el caso del Valor Añadido Bruto de la Industria tenemos una serie que presenta tendencia y componente estacional, estaríamos ante una variable no estacionaria en media, pero si en varianza.

3.3.2. Análisis de los correlogramas

En este punto trataremos de identificar el punto de partida para la estimación de los modelos ARIMA mediante la observación de los correlogramas. Estudiaremos el comportamiento de la función de autocorrelación (FAC) y de la función de autocorrelación parcial (FACP) con las que determinaremos si es un proceso autorregresivo (AR), media móvil (MA) o si presenta ambos comportamientos (ARMA). Los procesos autorregresivos AR (p) se caracterizan por un decrecimiento lento de la autocorrelación, observando en la función de autocorrelación parcial un número de retardos significativos que coinciden con el valor del orden p . En el caso de los procesos de media móvil MA (q) se da la situación inversa, es la función de autocorrelación parcial la que desciende de forma lenta y la función de autocorrelación la que indica mediante los retardos significativos el orden q . En el caso de que el modelo presente un comportamiento que combine ambos procesos, un ARMA, las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial mostrarán las características de ambos.

A continuación, se muestran los correlogramas para los indicadores seleccionados.

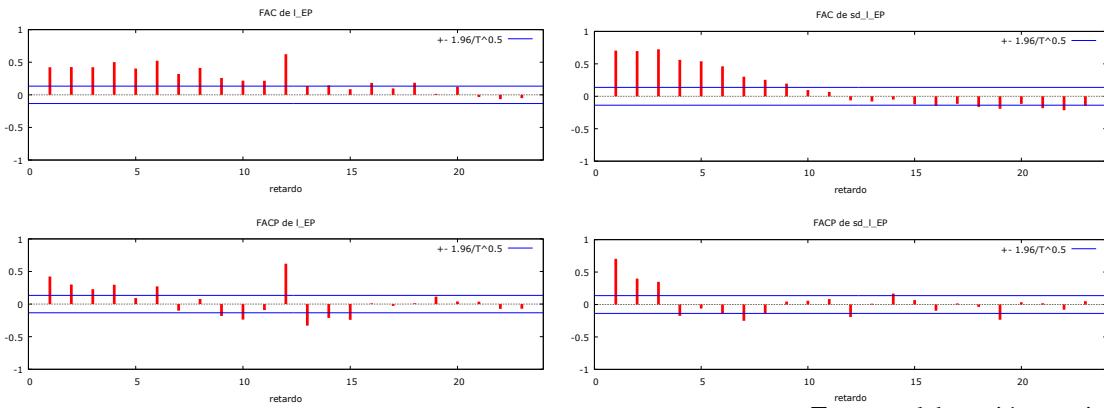
Correlograma 1: Serie Cifra de Negocios



Fuente: elaboración propia

En la variable Cifra de Negocios podemos observar que hay un ciclo cada cuatro retardos en la función de autocorrelación, esto nos estaría indicando que es necesario realizar una diferencia estacional. En el correlograma de la diferencia estacional podemos comprobar como esos ciclos han desaparecido y estaríamos ante un proceso ARIMA.

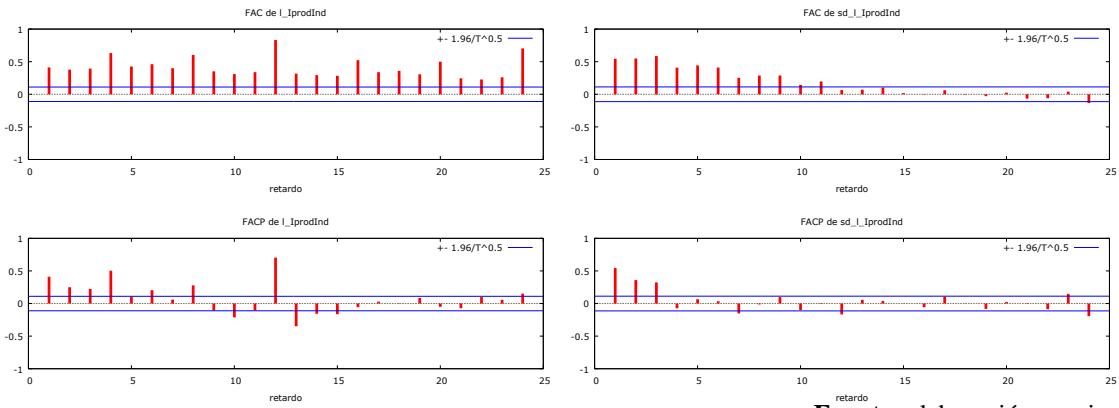
Correlograma 2: Serie en logaritmos de Entrada de Pedidos



Fuente: elaboración propia

Con la Entrada de Pedidos tenemos una situación similar a la del indicador anterior, se observan ciclos por lo que sería necesario realizar diferencias estacionales para poder apreciar el comportamiento de los retardos, que sería, de nuevo, un ARMA.

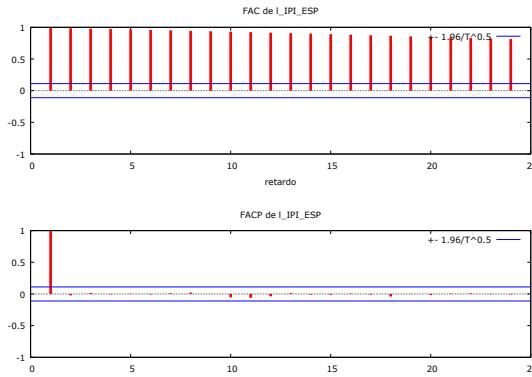
Correlograma 3: Serie en logaritmos de Índice de Producción



Fuente: elaboración propia

En el Índice de Producción Industrial tenemos un caso similar a los anteriores, se observan claros ciclos cada cuatro retardos en la función de autocorrelación, por lo que sería necesario realizar una diferencia estacional. En el correlograma de esta podríamos apreciar un comportamiento de ARMA.

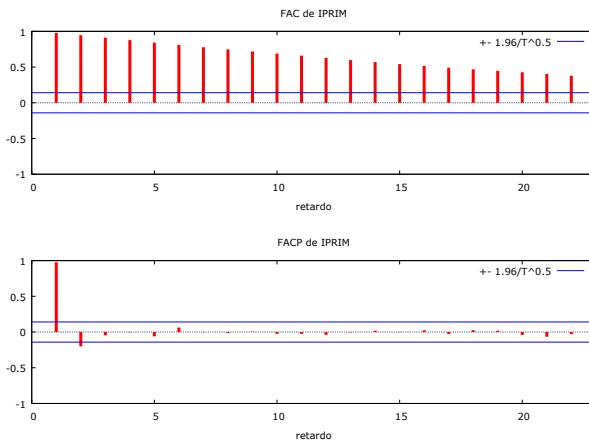
Correlograma 4: Serie en logaritmos de Índice de Precios



Fuente: elaboración propia

En el caso del Índice de Precios Industriales podemos apreciar claramente como la autocorrelación y la autocorrelación parcial se comportan como un AR (1).

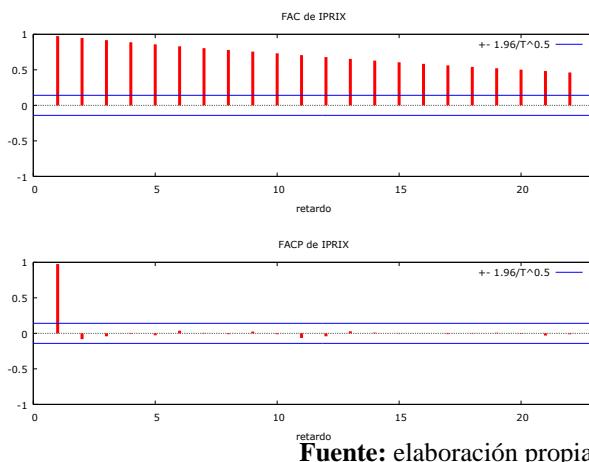
Correlograma 5: Serie de Índice de Precios de Importaciones de Productos



Fuente: elaboración propia

El correlograma del Índice de Precios de Importación de Productos Industriales nos revela un comportamiento que podría ser de un proceso autorregresivo de primer o de segundo orden, esto se resolverá a la hora de la estimación del modelo comparando la significatividad de las variables de ambos modelos y del análisis de sus residuos.

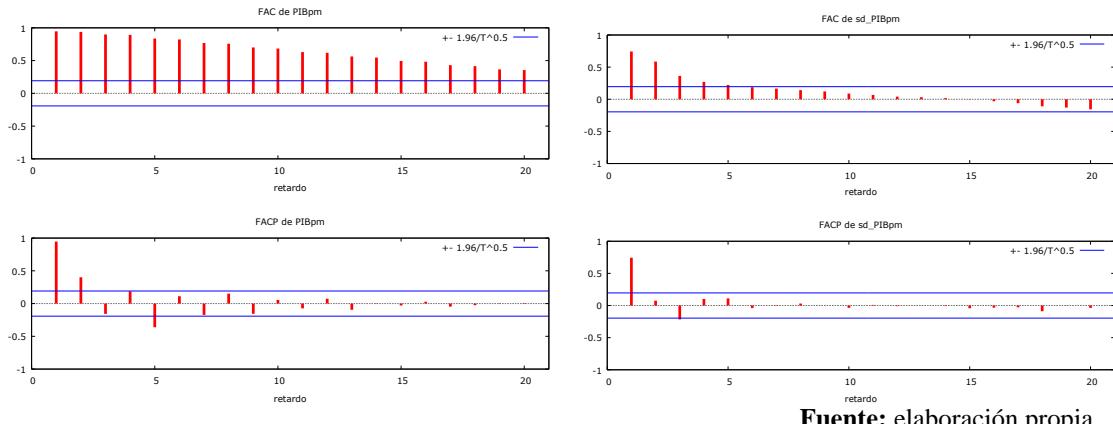
Correlograma 6: Serie de Índice de Precios de Exportaciones de Productos



Fuente: elaboración propia

El comportamiento del Índice de Precios de Importación de Productos Industriales es similar al de las importaciones, pero en este caso se trataría de un AR(1) al no haber duda en la función de autocorrelación parcial.

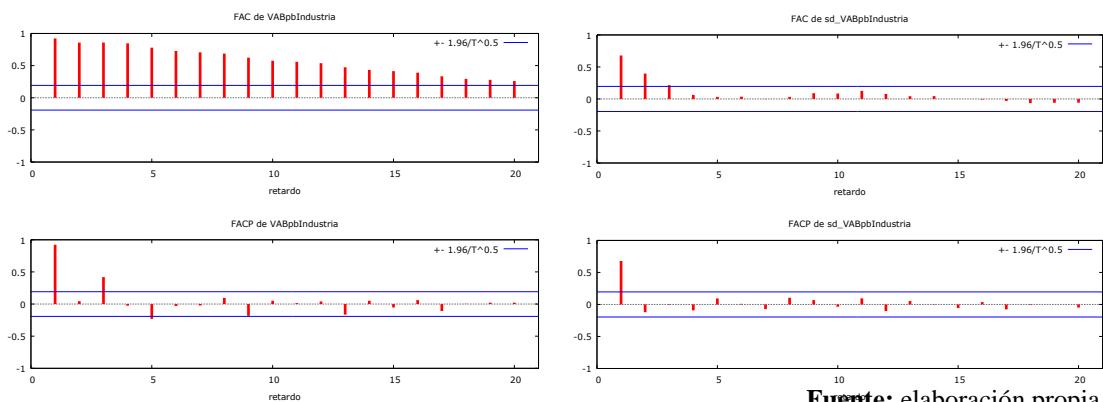
Correlograma 7: Serie de Producto Interior Bruto



Fuente: elaboración propia

Para el PIB se ha decidido tomar diferencias estacionales, más que por el comportamiento del correlograma, por el gráfico de la serie temporal. En este caso, al igual que en el del IPIIX, se estudiarán dos posibles modelos, un posible AR(1) y un posible AR(2).

Correlograma 8: Serie de Valor Añadido Bruto



Fuente: elaboración propia

Por último, al ser el VAB de la industria uno de los componentes del PIB, aplicamos diferencias estacionales como en la situación anterior, revelando un comportamiento similar al de un AR(1).

3.3.3. Contrastes de integración

Una vez hemos establecido el posible comportamiento ARMA de los indicadores, deberemos averiguar el orden de integración de las variables con el que estas pasarían a ser estacionarias, el I(d), ayudándonos del Contraste de Dickey-Fuller para un nivel de significación de $\alpha=0'05$.

Tabla 4: Resultados contrastes de integración

Serie	Hipótesis	p-valor	Resultado	
CN	I(1) frente a I(0)	0'09789	p-valor> α	d \geq 1
	I(2) frente a I(1)	0'01451	p-valor< α	d=1

EP	I(1) frente a I(0)	0'0401	p-valor< α	d=0
IPI	I(1) frente a I(0)	0'5549	p-valor> α	d \geq 1
	I(2) frente a I(1)	0'0014	p-valor< α	d=1
IPrI	I(1) frente a I(0)	0'9385	p-valor> α	d \geq 1
	I(2) frente a I(1)	0'0000	p-valor< α	d=1
IPRIM	I(1) frente a I(0)	0'3705	p-valor> α	d \geq 1
	I(2) frente a I(1)	0'0000	p-valor< α	d=1
IPRIX	I(1) frente a I(0)	0'2737	p-valor> α	d \geq 1
	I(2) frente a I(1)	0'0000	p-valor< α	d=1
PIB	I(1) frente a I(0)	0'964	p-valor> α	d \geq 1
	I(2) frente a I(1)	0'3917	p-valor> α	d \geq 2
	I(3) frente a I(2)	0'0000	p-valor< α	d=2
VAB	I(1) frente a I(0)	0'7695	p-valor> α	d \geq 1
	I(2) frente a I(1)	0'002	p-valor< α	d=1

Fuente: elaboración propia

Como hemos podido comprobar, todas las series deberían tener una diferencia regular a excepción de la Entrada de Pedidos que no necesitaría ninguna y del PIB, que necesitaría dos.

3.3.4. Estimación del modelo y sobreajuste

Una vez hemos obtenido el orden de retardos de las series procedemos a calcular los modelos ARIMA. La forma de elección del modelo más adecuado será mediante la significación de los parámetros regulares ϕ (correspondiente a la parte autorregresiva) y θ (correspondiente a la parte media móvil) y de los parámetros estacionales Φ (correspondiente a la parte autorregresiva) y Θ (correspondiente a la parte media móvil).

Partiremos de un modelo original estimado con los resultados de los correlogramas y del contraste de Dickey-Fuller, y realizaremos sobreajustes hasta dar con el modelo indicado. Para comprobar esto se tendrá en cuenta la significatividad de los parámetros y se probará si los residuos del modelo se comportan como un ruido blanco analizando si su media es cero, si la varianza es constante, su normalidad y la no autocorrelación, siendo esta última la más relevante de las cuatro. Las salidas de GRETL de los modelos ARIMA se encuentran en el Anexo I y los correlogramas de los residuos se encuentran en el Anexo II.

Tabla 5: Modelos ARIMA

Serie	Modelo	δ	Parámetros regulares				Parámetros estacionales			
			ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	θ_1	Φ_1	Φ_2	Θ_1	Θ_2
CN	(2,1,1)x(2,1,1) ₁₂	-11'9664	-0'9026	-0'4051		0'4299	0'2006	-0'2965	-0'8154	
EP	(2,1,1)x(0,1,1) ₁₂	-0'0001	-0'9821	-0'5864		0'2744			-0'7943	
IPI	(3,1,1)x(1,0,2) ₁₂	-0'0003	0'3404	0'2552	0'2858	-1'000	0'9948		-0'3562	-0'3601
IPrI	(0,1,1)x(1,0,1) ₁₂	0'0013				0'4546	0'9221		-0'8442	
IPRIM	(1,1,0)	110'908	0'5458							
IPRIX	(1,1,0)	101'623	0'5432							
PIB	(1,2,1)x(0,1,0) ₄	-20'7388	-0'2222			-1'000				
VAB	(2,1,1)x(1,2,0) ₄	-29'6851	-0'8988	-0'3144		0'9708	-0'5043			

Fuente: elaboración propia

Como podemos observar en la Tabla 5, las series IPRIM e IPRIX son las únicas que no presentan componente estacional, por lo que estaríamos hablando de modelos ARIMA, mientras que el resto de indicadores serían modelos SARIMA, esto es, modelos ARIMA con componente estacional, indicando su frecuencia con el subíndice s, siendo doce para las frecuencias mensuales y cuatro para las trimestrales. Al igual que la parte regular está formada por los componentes (p,d,q), la parte estacional está formada por los componentes (P,D,Q), siendo pues el modelo estacional multiplicativo y expresándose de la forma ARIMA(p,d,q)xSARIMA(P,D,Q)_s.

Como se ha analizado en el apartado 3.3.2 de análisis de los correlogramas, las series IPRIM e PRIX han resultado ser modelos AR (1) con un único retardo regular, siendo pues modelos estacionales puros.

Respecto al resto de series, éstas sí que presentan componente estacional, por lo que se calculan como modelos estacionales multiplicativos. No es necesario tomar diferencias en la parte estacional en el Índice de Producción Industrial ni en el Índice de Precios Industriales, mientras que en las variables Cifra de Negocios, Entrada de pedidos y PIB es necesario tomar una diferencia. En el VAB el orden de integración de la parte estacional es de segundo grado.

En el ANEXO I se presentan los modelos completos en GRETL, donde podemos destacar que para ninguno de los modelos especificados la constante calculada presenta significatividad individual.

3.3.5. Predicción

Una vez realizada la estimación de los modelos ARIMA procederemos a realizar las predicciones para el primer semestre de 2021 con los datos que se han ido empleando a lo largo de este proyecto. Los gráficos se encuentran en el anexo III.

Tabla 6: Resultados predicciones mensuales

Serie	01/2021	02/2021	03/2021	04/2021	05/2021	06/2021
CN	100630'50	106425'96	108763'18	90868'35	100681'44	110455'29
EP	11'619594	11'601680	11'695520	11'655599	11'690676	11'666068
IPI	11'517152	11'521321	11'500166	11'246168	11'390036	11'490961
IPrI	11'525069	11'524262	11'522056	11'521406	11'523754	11'527270
IPRIM	98239'65	100989'86	101668'45	102089'25	102369'32	102572'56
IPRIX	102337'44	104144'93	104625'93	104933'65	105147'25	105309'70

Fuente: elaboración propia

Tabla 7: Resultados predicciones trimestrales

Serie	T1/2021	T2/2021
PIB	262454'86	221272'62
VAB	36087'80	27418'65

Fuente: elaboración propia

Observando los resultados y situándolos en el contexto actual, desde una perspectiva en la que conocemos las medidas tomadas para incentivar la economía, podríamos afirmar que, una vez superado el shock inicial de principios de 2020, el sector industrial español va a experimentar un crecimiento en los indicadores analizados.

Los resultados obtenidos para el PIB y el VAB muestran una enorme reducción de sus valores, algo que, siendo conscientes de la situación actual parece muy improbable. Esto es debido principalmente por las limitaciones que ha supuesto la pandemia a la hora de elaborar este trabajo en los datos.

4. ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN

Una vez realizadas las predicciones el siguiente objetivo es realizar un modelo mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios que relacione los indicadores de Índices de Producción Industrial e Índices de Precios Industriales y realizar un análisis de cointegración para comprobar si estos están relacionados a largo plazo.

Para ello realizaremos un primer modelo del Índice de Producción Industrial en función del Índice de Precios Industriales y luego un segundo modelo a la inversa, el Índice de Precios Industriales en función del Índice de Producción Industrial. A continuación, realizaremos un gráfico de series temporales de ambas series y contrastaremos el orden de integración de los residuos de los modelos MCO para comprobar su cointegración. Si los residuos son de orden cero estarán cointegradas, si por el contrario son de orden uno éstas serán espúreas y por tanto las variables no estarán cointegradas.

El primer modelo estaría especificado tal que así:

$$l_IPI = 15'2589 - 0'321277 l_IPrI$$

Esto nos estaría indicando que por cada punto porcentual que se incrementan los precios en el sector industrial, la producción industrial desciende un 0'32% y serían individualmente significativas tanto la constante como la variable l_IPrI . Por otra parte, el coeficiente de determinación R^2 presenta un valor de 0'132397, lo que nos indica que solo el 13'24% del comportamiento del Índice de Producción Industrial está explicado por el Índice de Precios Industriales.

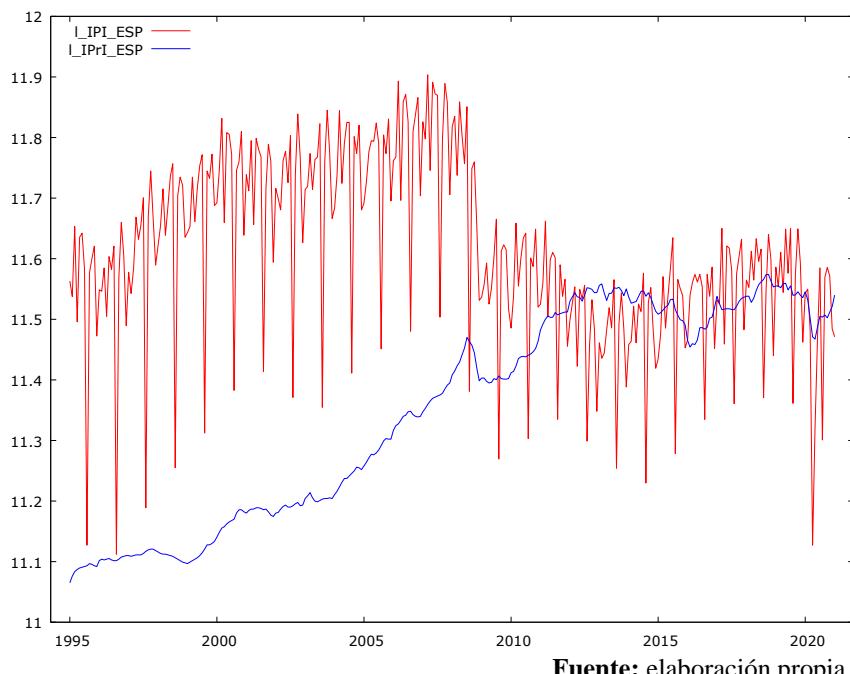
El segundo modelo, el Índice de Precios Industriales en función del Índice de Producción Industrial nos mostraría la siguiente regresión:

$$l_IPrI = 16'1335 - 0.412096 l_IPI$$

Al igual que en el modelo anterior, un incremento del 1% de la Producción Industrial llevaría a que el Índice de Precios Industriales disminuyera un 0'41% y, de nuevo, tanto la constante como la variable l_IPI son individualmente significativos. El coeficiente de determinación R^2 nos revela que el Índice de Precios solo viene explicado en un 13'24% por el Índice de Producción Industrial.

En el ANEXO IV se presentan las salidas de GRETL de ambos modelos.

Gráfico 9: Series en logaritmos de Índices de Producción Industrial y de Precios Industriales



Fuente: elaboración propia

Realizaremos el contraste de cointegración aplicando el test de Dickey-Fuller a los residuos de los modelos y contrastando el valor τ con los valores críticos de los contrastes de cointegración de las tablas de McKinnon (1996).

Tabla 7: Resultados contraste de cointegración

	Estadístico τ	Valor de tablas	Resultado	¿Cointegradas?
Modelo 1	-2'31216	-3'37	$d \geq 1$	No
	-4'14749	-3'37	$d=1$	Espúrea
Modelo 2	-1'82045	-3'37	$d \geq 1$	No
	-4'66272	-3'37	$d=1$	Espúrea

Fuente: elaboración propia

Queda pues patente que los indicadores Índice de Producción Industrial y el Índice de Precios Industriales no están cointegrados, por tanto, solo podemos analizar los efectos a corto plazo.

5. CONCLUSIONES

La crisis provocada por la COVID-19 ha tenido un fuerte impacto en la economía global. España es un país muy terciarizado, por lo que la dependencia del sector servicios y del turismo supone un lastre en una crisis como la provocada por la pandemia, en la que medidas restrictivas y la imposibilidad de viajar entre países no permiten reducir el impacto económico, algo que si ha ocurrido en países de nuestro entorno que tienen un mayor equilibrio sectorial y un mayor peso del sector industrial en sus economías.

Es difícil realizar una predicción exacta para los períodos inmediatamente posteriores al shock producido en la oferta ya que, recordemos, a diferencia de la crisis anterior producida en 2008, esta crisis ha afectado principalmente al lado de la oferta de la economía puesto que no ha permitido a los comercios abrir o a las fábricas producir.

Otro de los factores a tener en cuenta es el posible impacto de las ayudas, tanto del Gobierno como de la Unión Europea, destinadas a paliar los efectos negativos de la crisis, entre los que se encontrarían los 11 millones de euros destinados en noviembre de 2020 íntegramente a 50 proyectos elegidos por el Ministerio de Industria (Ministerio de Industria, 2020), los 11 mil millones de euros que destinará el Gobierno en ayudas a autónomos y empresas (Moncloa, 2021) o los 19 mil millones de euros que recibirá España de la Unión Europea en 2021 (El País, 2021).

En este trabajo hemos tratado de analizar el comportamiento y predecir la evolución de una serie de indicadores, así como de la posible relación que comparten dos de las variables que hemos tomado como objeto principal de estudio, el Índice de Producción Industrial y el Índice de Precios Industriales.

Para ello, nos hemos servido de los enfoques paramétricos y no paramétricos en esas series del sector industrial, además del PIB y del VAB a precios básicos del mismo sector. Con esto hemos podido observar cómo la mayor parte de ellas presentaban tendencia y componente estacional y, ayudándonos de la metodología de Box y Jenkins (1976) hemos realizado una serie de modelizaciones ARIMA para nuestros indicadores, identificando los regresores regulares y estacionales de los mismos, obteniendo una diferencia regular para todos los indicadores excepto el PIB, que presenta dos, y siendo el orden de

integración en la parte estacional de cero para el Índice de Producción Industrial y para el Índice de Precios Industriales, orden de integración de uno para las variables Cifra de Negocios, Entrada de pedidos y PIB y de segundo orden en el indicador VAB. Además, la constante no sería individualmente significativa para ninguna de las series modelizadas.

A continuación, hemos dado paso al estudio de los residuos de los modelos para comprobar cuál es apto mediante el test de autocorrelación de Ljung-Box y el test de Anderson principalmente, junto con los criterios de media cero, varianza constante y normalidad, y así identificar la idoneidad de los modelos para explicar la evolución de las series.

Por último, hemos realizado un análisis de cointegración mediante modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios para las estimaciones de las regresiones de cointegración de nuestras dos variables principales para corroborar si éstas están cointegradas entre sí y estudiar si tienen una relación a largo plazo que las vincula. Hemos obtenido que presentan significatividad individual y con el análisis de los residuos de las regresiones hemos obtenido en los contrastes de integración que son regresiones espúreas, por lo que no se relacionan entre ellas a largo plazo.

Las predicciones realizadas a los indicadores nos muestran una recuperación progresiva en la mayoría de las variables, a excepción del PIB, que según la predicción seguirá cayendo en el segundo trimestre de 2021. Esta predicción puede ser la que más dudas plantee, puesto que es esperable que con el levantamiento de las medidas restrictivas y las ayudas otorgadas en 2021 la economía remonte, pero hay que tener en cuenta la limitación que supone el no tener los datos mensuales para el PIB y usar una frecuencia trimestral. Como se mencionaba en la introducción de este trabajo, uno de los objetivos era reivindicar la importancia del sector industrial como motor económico y la necesidad de equilibrar los pesos de los sectores económicos de España para acabar con la dependencia casi en exclusiva del turismo. Con las predicciones realizadas queda patente el poder de recuperación que tienen los indicadores industriales analizados, como puede observarse en los gráficos del ANEXO III, por lo que el fortalecimiento del sector suavizaría el impacto inicial de shocks como el producido por la crisis de la pandemia. Además, al igual que aquellos países más industrializados en Europa, dentro del territorio nacional las Comunidades Autónomas menos dependientes del turismo (como Navarra o Aragón) han visto cómo la caída de su PIB ha sido más suave que la de aquellas más terciarizadas y turísticas (como Baleares o Canarias) (Funcas, 2020).

6. BIBLIOGRAFÍA

El Ministerio de Industria selecciona finalmente un total de 50 proyectos del Plan de Ayudas COVID-19. (16 de noviembre de 2020). En *Ministerio de Industria, Comercio y Turismo*. Recuperado el 10 de junio de 2021 de <https://www.mincetur.gob.es/es-es/GabinetePrensa/NotasPrensa/2020/Paginas/20201116-lista-definitiva-linea-covid.aspx>

El Gobierno destina otros 11.000 millones de euros a ayudas para empresas y autónomos frente al COVID-19. (2021, 16 de marzo). En *La Moncloa*. Recuperado el 10 de junio de 2021 de https://www.lamoncloa.gob.es/consejodeminstros/resumenes/Paginas/2021/120321-cministros_extraordinario.aspx

Pellicer, L. (2021, 14 de junio). España recibirá 19.000 millones de los fondos COVID de la UE en 2021. *El País*. Recuperado de <https://elpais.com/economia/2021-06-14/espana-recibira-19000-millones-de-los-fondos-covid-de-la-ue-en-2021.html>

Industria en España. (20 de abril de 2021). En *Wikipedia, la enciclopedia libre*. Recuperado el 12 de junio de 2021 de https://es.wikipedia.org/wiki/Industria_en_Esp%C3%A1a

Benito del Pozo, P. (2019, marzo). *Industria*. Extraído el 15 de junio de 2021 desde <http://atlasnacional.ign.es/wane/Industria>

Mestres Domènech, J. (2016, 15 de noviembre). *El futuro de la industria en España*. Extraído el 15 de junio de 2021 desde <https://www.caixabankresearch.com/es/economia-y-mercados/actividad-y-crecimiento/futuro-industria-espana>

¿Cuáles son los principales retos del sector industrial español? En *Deloitte*. Recuperado el 15 de junio de 2021 de <https://www2.deloitte.com/es/es/pages/strategy/articles/Cuales-son-los-principales-retos-del-sector-industrial-espanol.html>

La crisis tiene un impacto muy desigual sobre las CCAA. En *Funcas*. Recuperado el 19 de junio de 2021 de <https://www.funcas.es/prensa/la-crisis-tiene-un-impacto-muy-desigual-sobre-las-ccaa/>

Sauras López, Y., Platero Briz, J. (2020, julio). *Informe sobre la situación económica y social de Aragón. Resumen Ejecutivo 2019*. Extraído el 19 de junio de 2021 de

<https://www.aragon.es/documents/20127/53006646/Informe-2019-resumen-ejecutivo-CESA-v2.pdf/16d57ccb-00d7-313a-f130-997bff8a3daa?t=1597403580095>

7. ANEXOS

7.1. ANEXO I: Modelos ARIMA

Cifra de Negocios

(2,1,1)x(2,1,1)				
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX				
Evaluaciones de la función: 108				
Evaluaciones del gradiente: 46				
(2,1,1)x(2,1,1):				
ARIMA, usando las observaciones 2003:02-2020:12 (T = 215)				
Estimado usando AS 197 (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L)(1-Ls) CN				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	-11.9664	59.1670	-0.2022	0.8397
phi_1	-0.902629	0.177934	-5.073	3.92e-07 ***
phi_2	-0.405126	0.0799980	-5.064	4.10e-07 ***
Phi_1	0.200657	0.0944675	2.124	0.0337 **
Phi_2	-0.296562	0.0861508	-3.442	0.0006 ***
theta_1	0.429949	0.188988	2.275	0.0229 **
Theta_1	-0.815479	0.0777875	-10.48	1.03e-025 ***
Media de la vble. dep. -26.93953 D.T. de la vble. dep. 8304.655				
Media de innovaciones -35.71297 D.T. innovaciones 5812.843				
R-cuadrado 0.817329 R-cuadrado corregido 0.812959				
Log-verosimilitud -2177.036 Criterio de Akaike 4370.072				
Criterio de Schwarz 4397.038 Crit. de Hannan-Quinn 4380.968				

Entrada de Pedidos

(2,1,1)x(0,1,1)				
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX				
Evaluaciones de la función: 68				
Evaluaciones del gradiente: 19				
(2,1,1)x(0,1,1):				
ARIMA, usando las observaciones 2003:02-2019:12 (T = 203)				
Estimado usando AS 197 (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L)(1-Ls) 1_EP				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	-0.000105541	0.000476736	-0.2214	0.8248
phi_1	-0.982197	0.100828	-9.741	2.01e-022 ***
phi_2	-0.586454	0.0665571	-8.811	1.24e-018 ***
theta_1	0.274490	0.118705	2.312	0.0208 **
Theta_1	-0.794342	0.0643969	-12.34	5.86e-035 ***
Media de la vble. dep. -0.000162 D.T. de la vble. dep. 0.076315				
Media de innovaciones -0.000734 D.T. innovaciones 0.049410				
R-cuadrado 0.850644 R-cuadrado corregido 0.848392				
Log-verosimilitud 316.0389 Criterio de Akaike -620.0778				
Criterio de Schwarz -600.1986 Crit. de Hannan-Quinn -612.0355				

Índice de Producción Industrial

(3,1,1)x(1,0,2)

Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

Evaluaciones de la función: 2084
Evaluaciones del gradiente: 245

(3,1,1)x(1,0,2):
ARIMA, usando las observaciones 1995:02-2021:01 (T = 312)
Estimado usando AS 197 (MV exacta)
Variable dependiente: (1-L) 1_IprodInd
Desviaciones típicas basadas en la matriz de productos externos

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p
const	-0.000371085	0.000606690	-0.6117	0.5408
phi_1	0.340402	0.0552647	6.159	7.30e-010 ***
phi_2	0.255251	0.0566168	4.508	6.53e-06 ***
phi_3	0.285825	0.0553948	5.160	2.47e-07 ***
Phi_1	0.994813	0.00307984	323.0	0.0000 ***
theta_1	-1.00000	0.114196	-8.757	2.0le-018 ***
Theta_1	-0.356217	0.0686475	-5.189	2.11e-07 ***
Theta_2	-0.360176	0.0668782	-5.386	7.22e-08 ***
Media de la vble. dep.	-0.000296	D.T. de la vble. dep.	0.163779	
Media de innovaciones	0.000807	D.T. innovaciones	0.048115	
R-cuadrado	0.899264	R-cuadrado corregido	0.897282	
Log-verosimilitud	488.3970	Criterio de Akaike	-958.7940	

Índice de Precios Industriales

(0,1,1)x(1,0,1)

Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

Evaluaciones de la función: 80
Evaluaciones del gradiente: 23

(0,1,1)x(1,0,1):
ARIMA, usando las observaciones 1995:02-2020:12 (T = 311)
Estimado usando AS 197 (MV exacta)
Variable dependiente: (1-L) 1_IPI_ESP
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	coeficiente	Desv. tipica	z	valor p
const	0.00136284	0.000855845	1.592	0.1113
Phi_1	0.922118	0.0674561	13.67	1.54e-042 ***
theta_1	0.454652	0.0479381	9.484	2.44e-021 ***
Theta_1	-0.844286	0.0931709	-9.062	1.28e-019 ***
Media de la vble. dep.	0.001467	D.T. de la vble. dep.	0.007145	
Media de innovaciones	-0.000043	D.T. innovaciones	0.006331	
R-cuadrado	0.998625	R-cuadrado corregido	0.998616	
Log-verosimilitud	1132.202	Criterio de Akaike	-2254.403	
Criterio de Schwarz	-2235.704	Crit. de Hannan-Quinn	-2246.929	
		Real Imaginaria	Módulo Frecuencia	

Índice de Precios de Importaciones de Productos Industriales

```
(1,1,0)
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

Evaluaciones de la función: 23
Evaluaciones del gradiente: 11

(1,1,0): ARIMA, usando las observaciones 2005:02-2021:01 (T = 192)
Estimado usando AS 197 (MV exacta)
Variable dependiente: (1-L) IPRIM
Desviaciones tipicas basadas en el Hessiano

      coeficiente Desv. tipica z valor p
-----
const    110.908     133.634   0.8299  0.4066
phi_1     0.545878    0.0608818   8.966   3.07e-019 ***

Media de la vble. dep.  98.71354 D.T. de la vble. dep.  1010.349
Media de innovaciones -0.383424 D.T. innovaciones  845.9390
R-cuadrado            0.988011 R-cuadrado corregido  0.988011
Log-verosimilitud     -1566.779 Criterio de Akaike   3139.558
Criterio de Schwarz   3149.330 Crit. de Hannan-Quinn  3143.516

      Real Imaginaria Módulo Frecuencia
-----
AR
Raiz 1           1.8319     0.0000   1.8319     0.0000
```

Índice de Precios de Exportaciones de Productos Industriales

```
Modelo 6
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

Evaluaciones de la función: 63
Evaluaciones del gradiente: 33

Modelo 6: ARIMA, usando las observaciones 2005:02-2021:01 (T = 192)
Estimado usando AS 197 (MV exacta)
Variable dependiente: (1-L) IPRIX
Desviaciones tipicas basadas en el Hessiano

      coeficiente Desv. tipica z valor p
-----
const    101.623      68.9722   1.473   0.1406
phi_1     0.543272    0.0616716   8.809   1.26e-018 ***

Media de la vble. dep.  92.49479 D.T. de la vble. dep.  521.5888
Media de innovaciones -0.811456 D.T. innovaciones  438.9655
R-cuadrado            0.992251 R-cuadrado corregido  0.992251
Log-verosimilitud     -1440.820 Criterio de Akaike   2887.640
Criterio de Schwarz   2897.412 Crit. de Hannan-Quinn  2891.598

      Real Imaginaria Módulo Frecuencia
-----
AR
Raiz 1           1.8407     0.0000   1.8407     0.0000
```

Producto Interior Bruto

(1,2,1)x(0,1,0)

Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

```
Evaluaciones de la función: 2258
Evaluaciones del gradiente: 792

(1,2,1)x(0,1,0):
ARIMA, usando las observaciones 1996:3-2020:4 (T = 98)
Estimado usando AS 197 (MV exacta)
Variable dependiente: (1-L)^2(1-Ls) PIBpm
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

      coeficiente   Desv. típica      z      valor p
-----
const      -20.7388      21.4733     -0.9658    0.3341
phi_1       -0.222254      0.0980327    -2.267    0.0234    **
theta_1      -1.00000      0.0290762    -34.39   3.28e-259 ***

Media de la vble. dep. -15.66327 D.T. de la vble. dep. 12040.10
Media de innovaciones 112.6174 D.T. innovaciones 7421.686
R-cuadrado          0.982111 R-cuadrado corregido 0.981925
Log-verosimilitud   -1014.970 Criterio de Akaike 2037.939
Criterio de Schwarz  2048.279 Crit. de Hannan-Quinn 2042.121
```

Valor Añadido Bruto a precios básicos de la Industria

(2,1,1)x(1,2,0)

Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

```
Evaluaciones de la función: 73
Evaluaciones del gradiente: 30

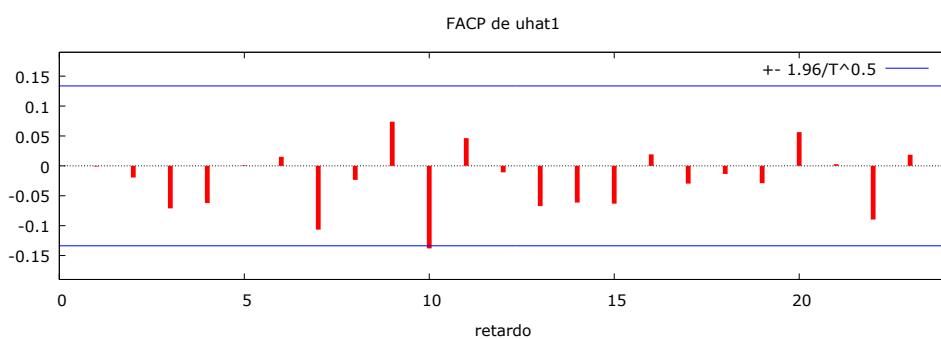
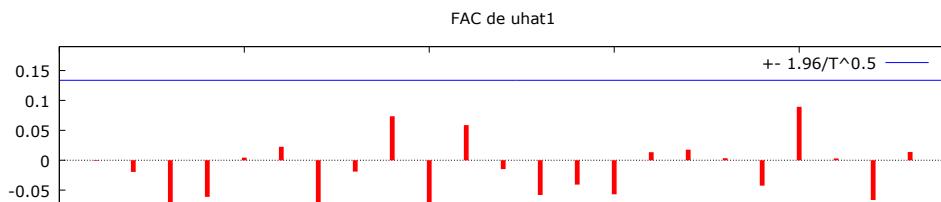
(2,1,1)x(1,2,0):
ARIMA, usando las observaciones 1997:2-2020:4 (T = 95)
Estimado usando AS 197 (MV exacta)
Variable dependiente: (1-L)(1-Ls)^2 VABpbIndustria
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

      coeficiente   Desv. típica      z      valor p
-----
const      -29.6851      103.826     -0.2859    0.7749
phi_1       -0.898895      0.104465    -8.605    7.65e-018 ***
phi_2       -0.314440      0.129107    -2.435    0.0149    **
Phi_1       -0.504350      0.122088    -4.131    3.6le-05 ***
theta_1      0.970873      0.0500195    19.41    6.37e-084 ***

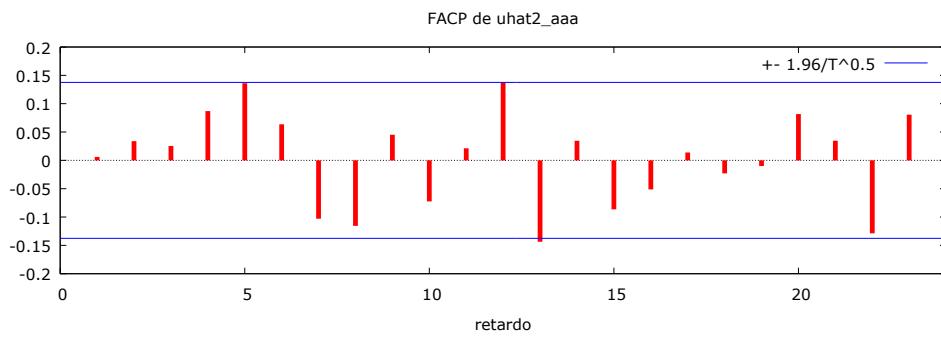
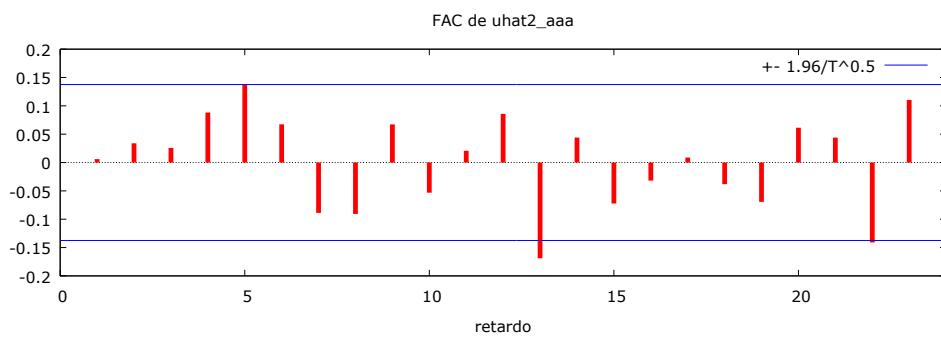
Media de la vble. dep. -28.30526 D.T. de la vble. dep. 2037.491
Media de innovaciones -4.760044 D.T. innovaciones 1678.212
R-cuadrado          0.912161 R-cuadrado corregido 0.909265
Log-verosimilitud   -842.2495 Criterio de Akaike 1696.499
Criterio de Schwarz  1711.822 Crit. de Hannan-Quinn 1702.691
```

7.2. ANEXO II: Correlogramas de los residuos

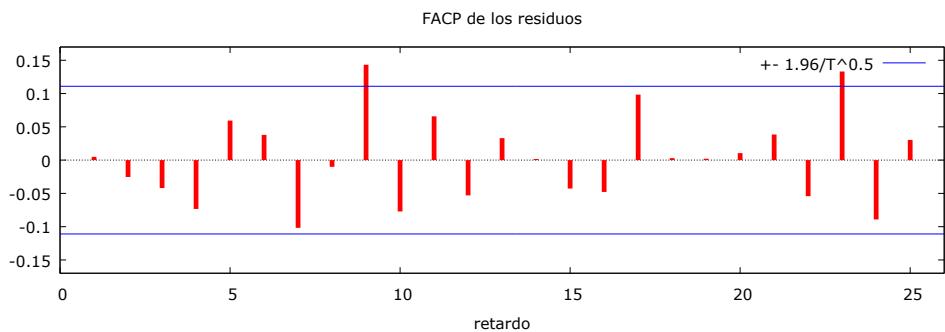
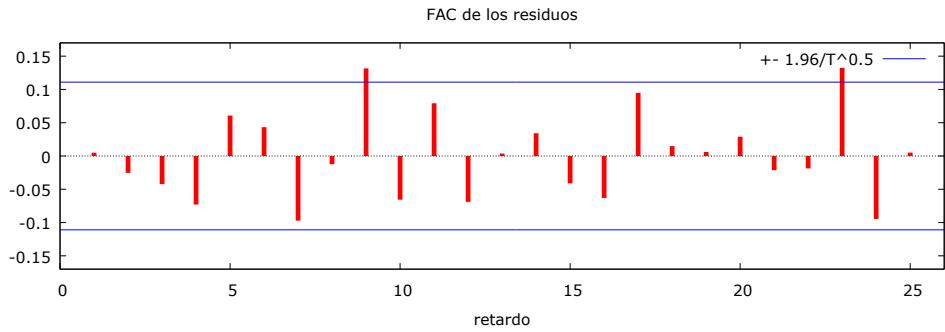
Cifra de Negocios



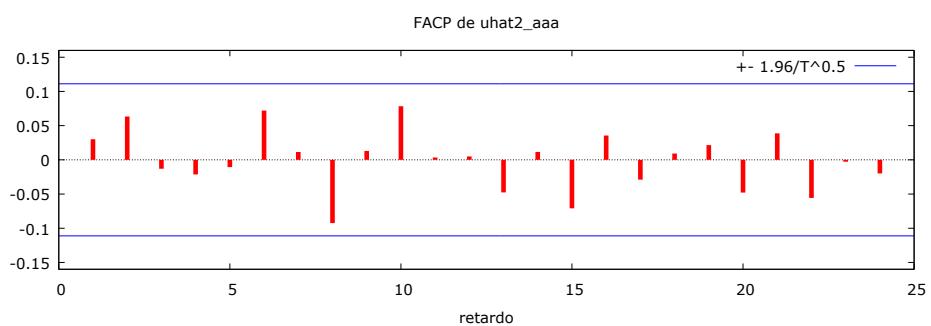
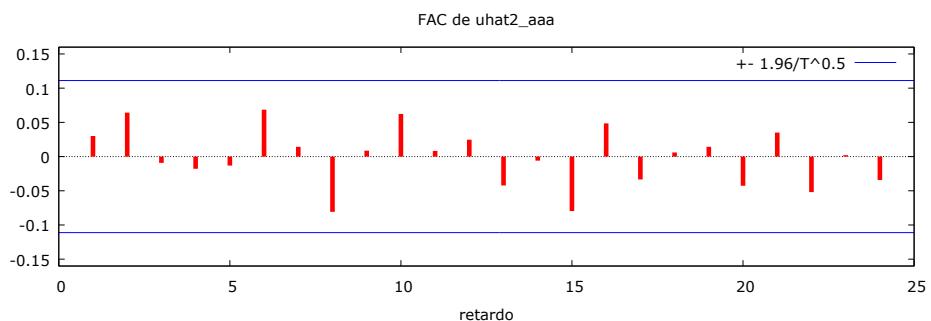
Entrada de Pedidos



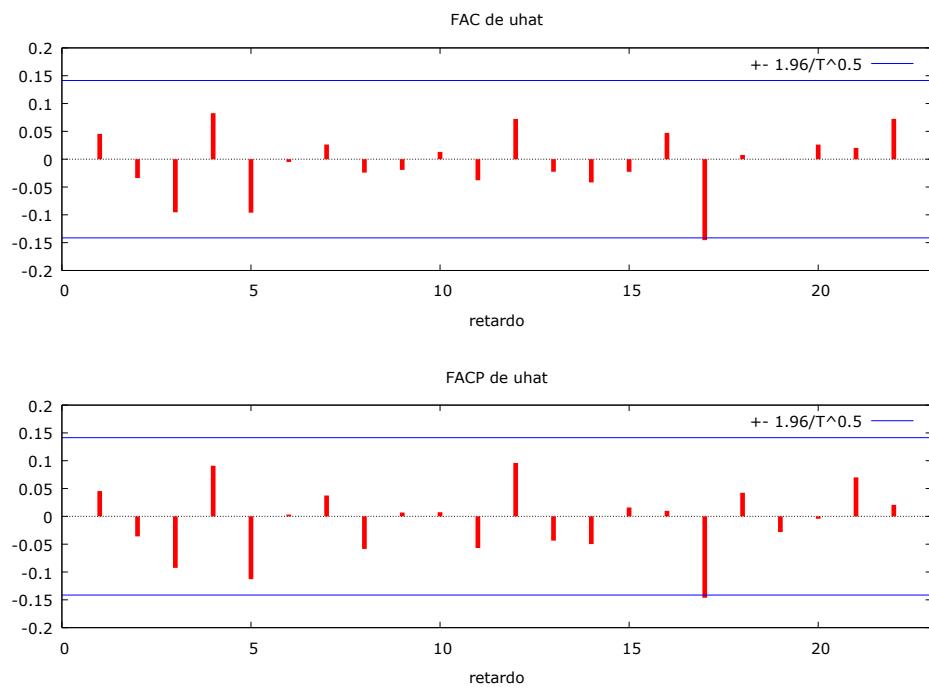
Índice de Producción Industrial



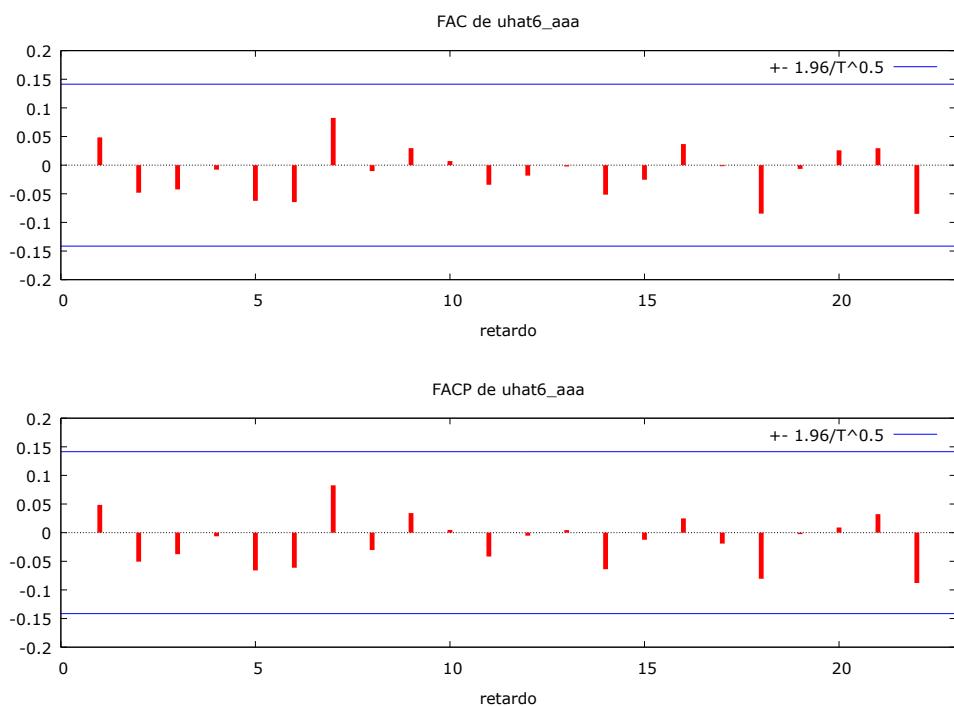
Índice de Precios Industriales



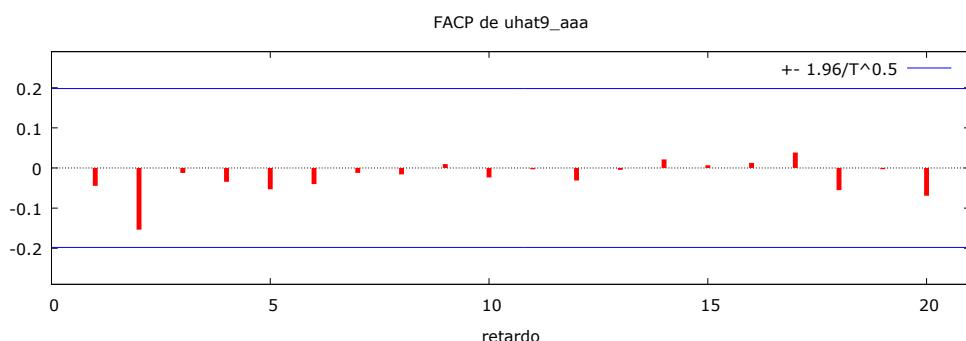
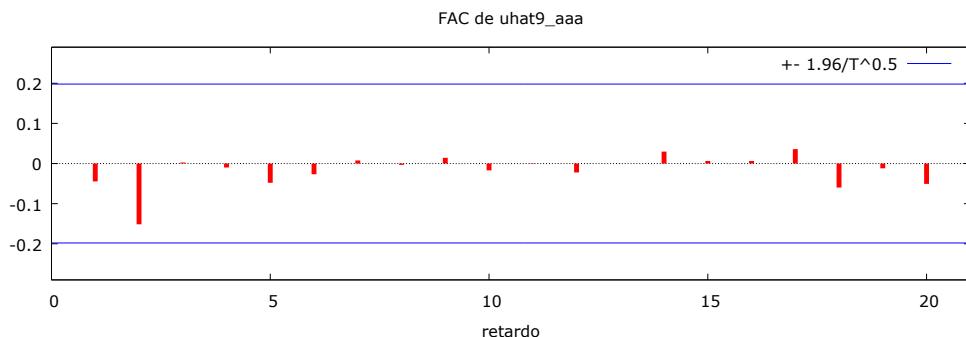
Índice de Precios de Importaciones de Productos Industriales



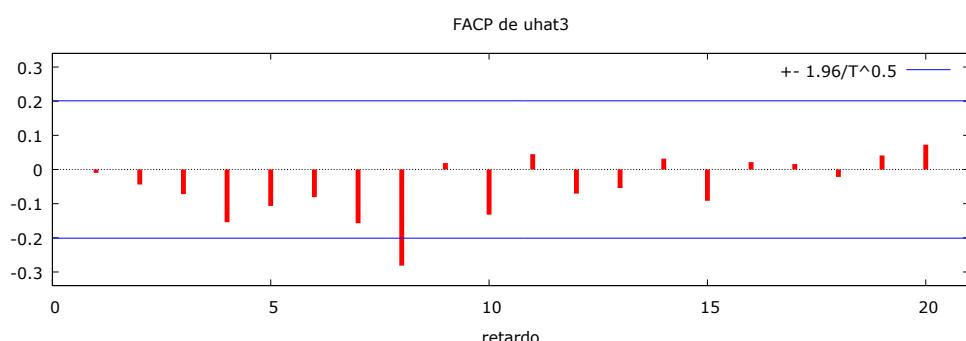
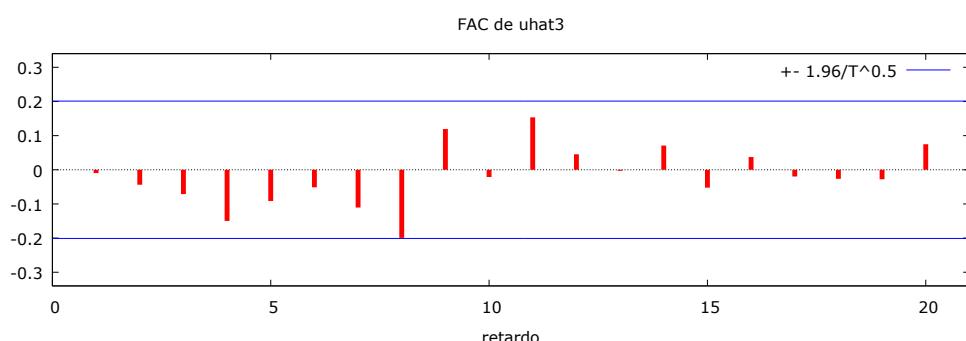
Índice de Precios de Exportaciones de Productos Industriales



Producto Interior Bruto

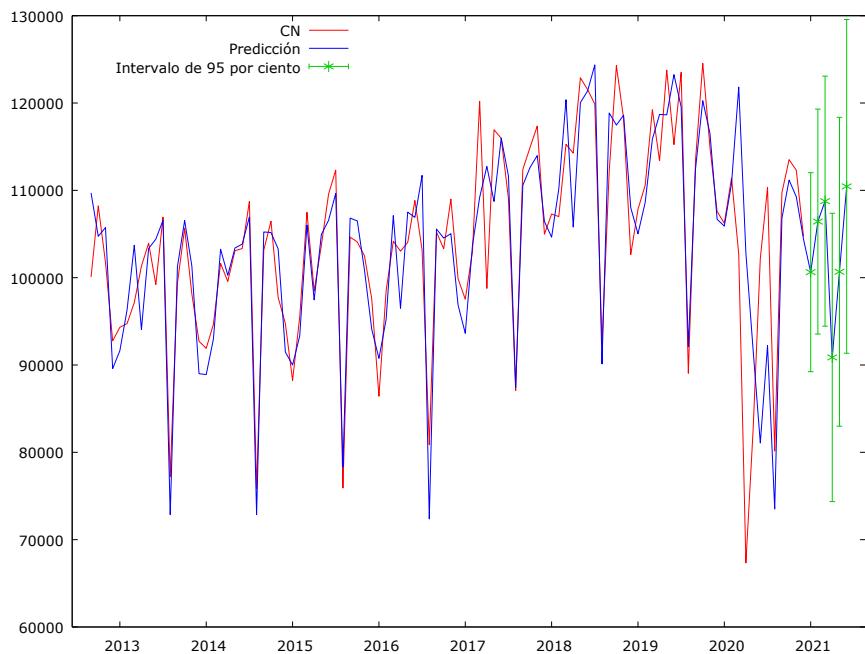


Valor Añadido Bruto a precios básicos de la Industria

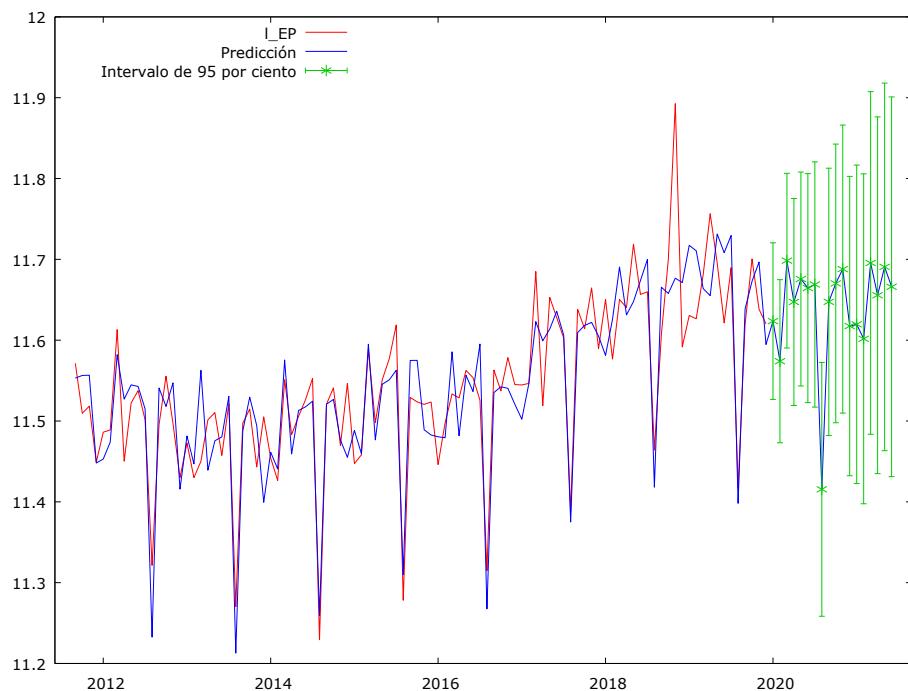


7.3. ANEXO III: predicciones

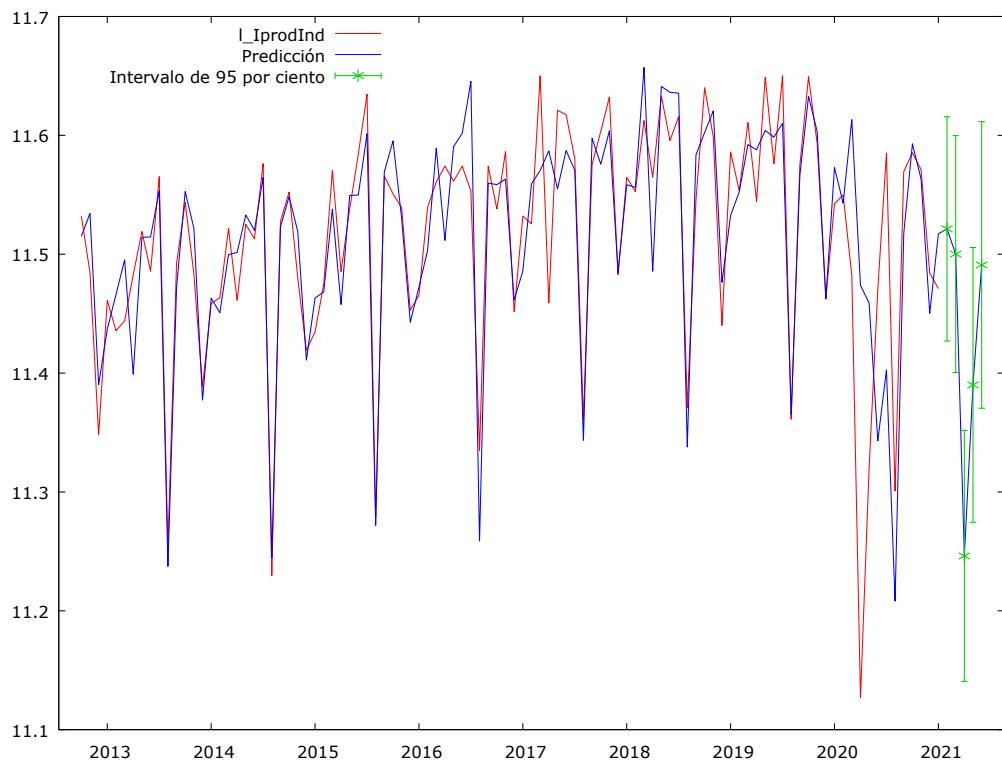
Cifra de Negocios



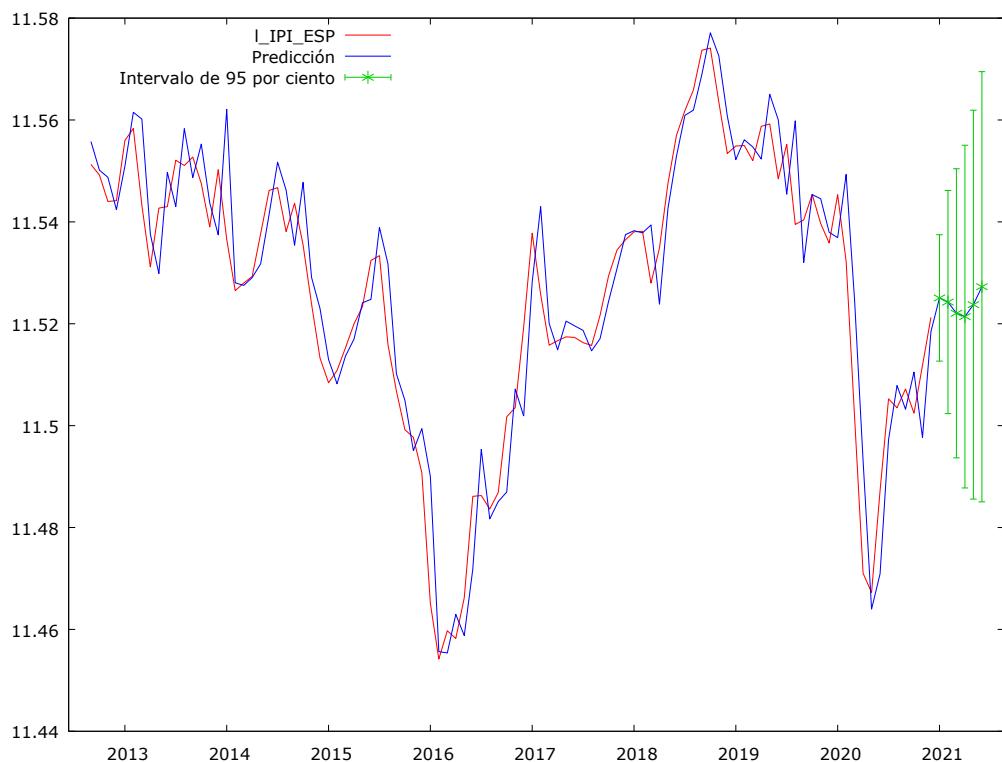
Entrada de Pedidos



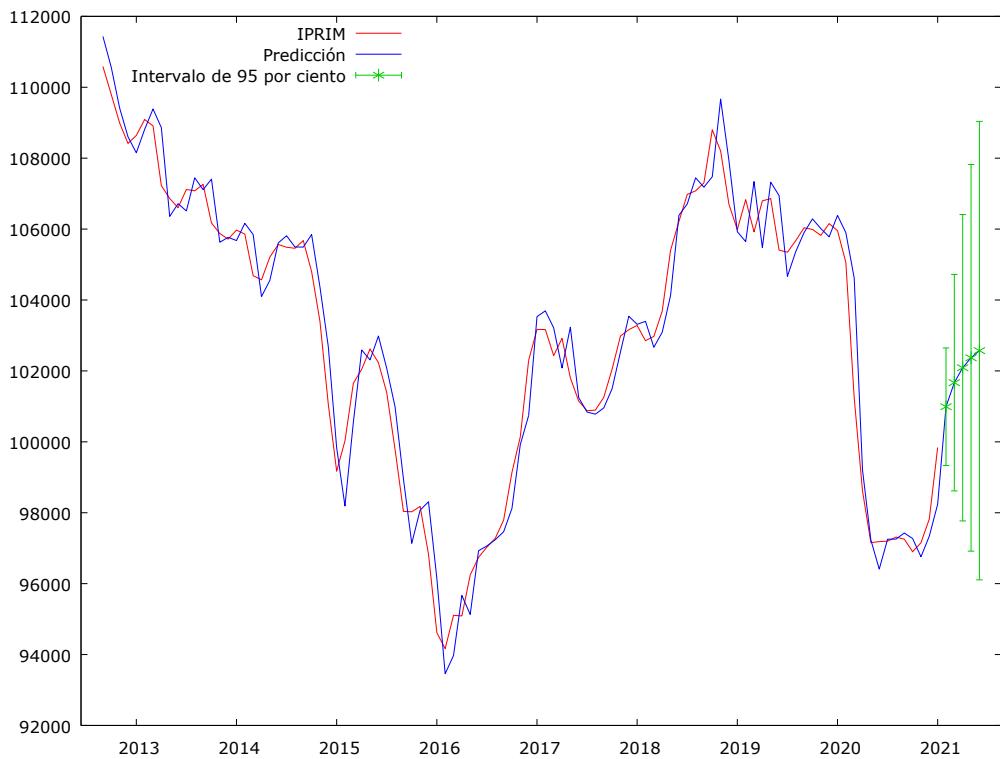
Índice de Producción Industrial



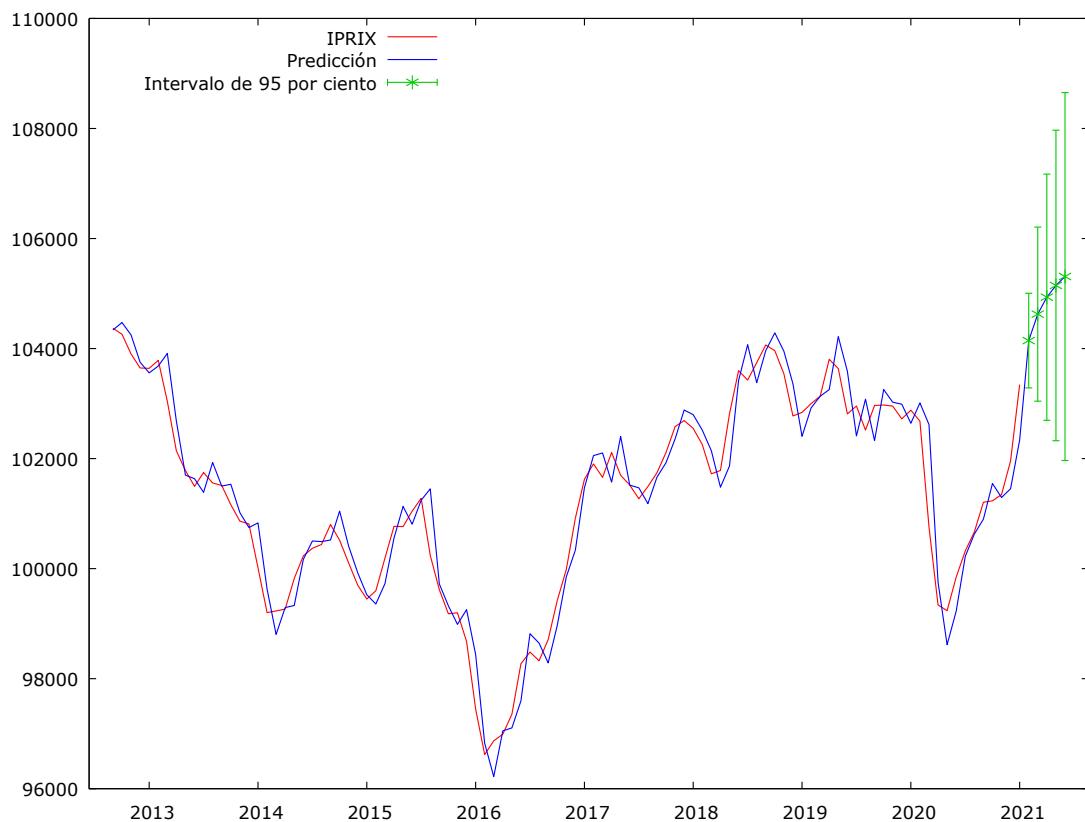
Índice de Precios Industriales



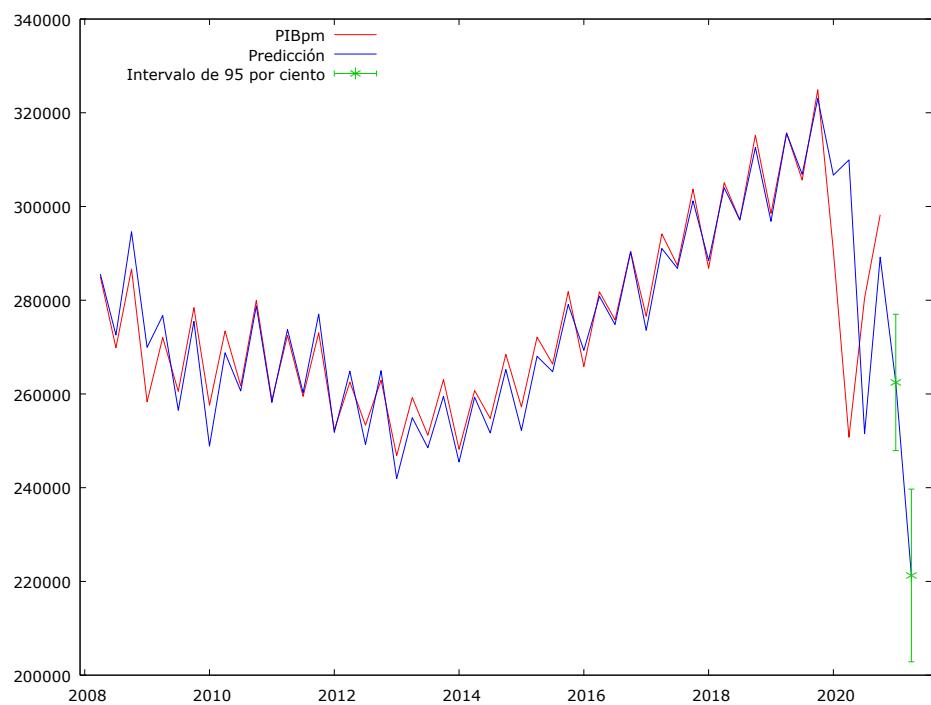
Índice de Precios de Importaciones de Productos Industriales



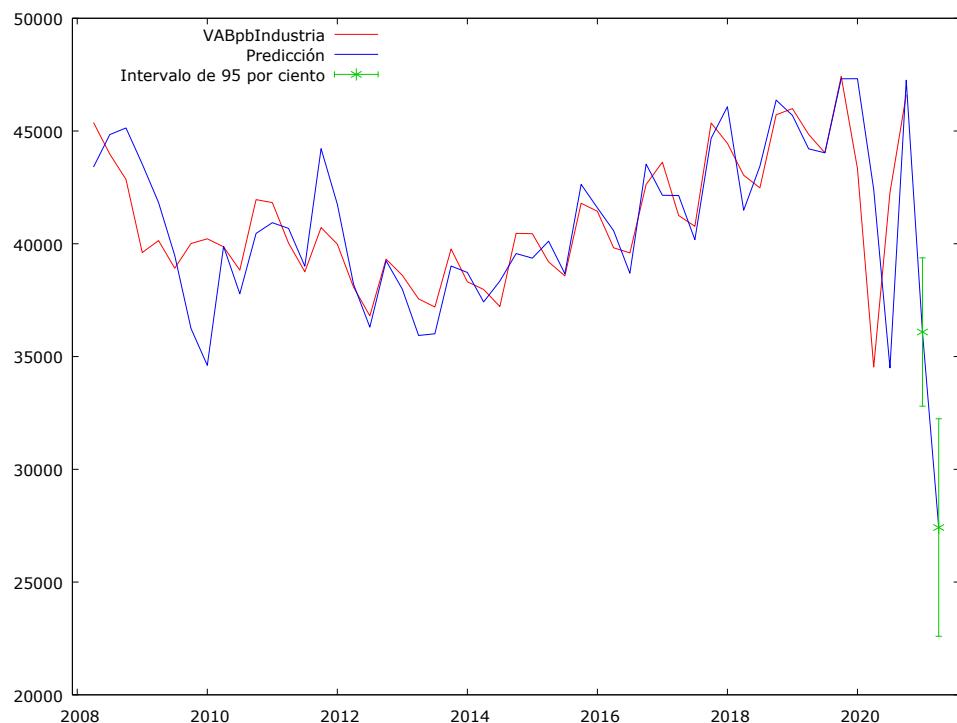
Índice de Precios de Exportaciones de Productos Industriales



Producto Interior Bruto



Valor Añadido Bruto a precios básicos de la Industria



7.4. ANEXO IV: Modelos MCO

Modelo 1: Variable dependiente l_IPI

```

l_IPI=a+l_IPri:
MCO, usando las observaciones 1995:01-2021:01 (T = 313)
Variable dependiente: l_IPI_ESP

      coeficiente Desv. típica Estadístico t   valor p
-----
const       15.2589     0.529277      28.83    7.45e-090 ***
l_IPrI_ESP   -0.321277    0.0466359      -6.889   3.12e-011 ***

Media de la vble. dep. 11.61306 D.T. de la vble. dep. 0.150906
Suma de cuad. residuos 6.164347 D.T. de la regresión 0.140787
R-cuadrado            0.132397 R-cuadrado corregido 0.129607
F(1, 311)              47.45885 Valor p (de F)      3.12e-11
Log-verosimilitud      170.5136 Criterio de Akaike   -337.0272
Criterio de Schwarz     -329.5348 Crit. de Hannan-Quinn -334.0331
rho                     0.318484 Durbin-Watson        1.359440

```

Modelo 2: Variable dependiente l_IPrI

```

l_IPrI=a+l_IPI:
MCO, usando las observaciones 1995:01-2021:01 (T = 313)
Variable dependiente: l_IPrI_ESP

      coeficiente Desv. típica Estadístico t   valor p
-----
const       16.1335     0.694742      23.22    6.77e-070 ***
l_IPI_ESP   -0.412096    0.0598191      -6.889   3.12e-011 ***

Media de la vble. dep. 11.34785 D.T. de la vble. dep. 0.170909
Suma de cuad. residuos 7.906904 D.T. de la regresión 0.159449
R-cuadrado            0.132397 R-cuadrado corregido 0.129607
F(1, 311)              47.45885 Valor p (de F)      3.12e-11
Log-verosimilitud      131.5523 Criterio de Akaike   -259.1046
Criterio de Schwarz     -251.6122 Crit. de Hannan-Quinn -256.1105
rho                     0.901497 Durbin-Watson        0.187169

```