



Universidad  
de Alcalá

---

# NOWCASTING DE LA TASA DE CRECIMIENTO DEL PIB DE ESPAÑA

---

---

MÁSTER EN ANÁLISIS ECONÓMICO APLICADO

**Presentado por:**

D. Alejandro Palma Sánchez

**Dirigido por:**

Dra. Eva Senra Díaz

Alcalá de Henares, a 2 de diciembre de 2020

**D./D<sup>a</sup>. EVA SENRA DÍAZ**

**CERTIFICA:**

**Que el trabajo titulado:**

**NOWCASTING DE LA TASA DE CRECIMIENTO DEL PIB DE ESPAÑA**

**ha sido realizado bajo mi dirección por el alumno/a D./D<sup>a</sup>**

**ALEJANDRO PALMA SÁNCHEZ**

**Alcalá de Henares, a 2 de diciembre de 2020**

## **Agradecimientos**

Mi más sincera gratitud a mi tutora Eva Senra Díaz por la ayuda en la elaboración de este trabajo final de Máster y a mi familia por el apoyo en la realización de éste.

## **Abstract**

In this paper, a large-scale dynamic factor model is carried out to calculate short-term predictions of the Spanish GDP growth rate in real time. With this model, a Nowcasting exercise is carried out in pseudo-real time to make predictions, during the period 2015-2019, of the Spanish GDP growth rate. Furthermore, a prediction comparison of this model is performed with a random walk model and an ARIMA model, resulting in the winning DFM. It is concluded that the model may be adequate for making predictions of the Spanish GDP.

**Keywords:** GDP, Dynamic factor model, nowcasting, principal components, forecast, economics indicators.

## **Resumen**

En este trabajo se realiza un modelo de factores dinámicos de escala grande para calcular predicciones, a corto plazo, de la tasa de crecimiento del PIB español. Con este modelo, se realiza un ejercicio de Nowcasting en pseudo-tiempo real para realizar predicciones, durante el periodo de tiempo 2015-2019, de la tasa de crecimiento del PIB español. Además, se realiza una comparación de predicción de este modelo con un modelo de paseo aleatorio y un modelo ARIMA, resultando el DFM ganador. Se concluye que el modelo puede ser apto para realizar predicciones del PIB español.

**Palabras claves:** PIB, modelo de factores dinámicos, nowcasting, componentes principales, predicción, indicadores económicos.

# ÍNDICE

<b>1. Introducción.....</b>	<b>5</b>
<b>2. Nowcasting del crecimiento del PIB español .....</b>	<b>7</b>
<b>3. Metodología econométrica.....</b>	<b>11</b>
<b>4. Descripción de los datos.....</b>	<b>12</b>
<b>5. Ejercicio de predicción.....</b>	<b>15</b>
<b>5.1 Metodología del ejercicio predictivo.....</b>	<b>15</b>
<b>5.2 Resultados .....</b>	<b>19</b>
<b>5.3 Comparación con otros modelos de predicción.....</b>	<b>20</b>
<b>5.4 Panorama actual de la economía española.....</b>	<b>24</b>
<b>6. Conclusión.....</b>	<b>27</b>
<b>7. Bibliografía .....</b>	<b>28</b>

# ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS

<b>Figura 1: Crecimiento anual del PIB español (porcentaje sobre el índice de volumen encadenado).</b> .....	12
<b>Figura 2: transformación estacionaria de las variables del modelo.</b> .....	15
<b>Figura 3: Comparativa de la tendencia del PIB español con el indicador obtenido.</b> .....	19
<b>Tabla 1: Indicadores macroeconómicos del modelo.</b> .....	13
<b>Tabla 2: Proporción de varianza acumulada explicada por los componentes principales.</b>	17
<b>Tabla 3: Pesos de los indicadores para crear los componentes principales.</b> .....	17
<b>Tabla 4: Regresión entre el PIB y los componentes principales.</b> .....	18
<b>Tabla 5: Tabla de resultados de la comparación entre modelos.</b> .....	21
<b>Tabla 6: RMSE de los modelos en el primer mes.</b> .....	22
<b>Tabla 7: Tabla de resultados de la comparación entre modelos.</b> .....	22
<b>Tabla 8: Tabla de RMSE de los modelos para el segundo mes.</b> .....	23
<b>Tabla 9: Tabla de resultados de la comparación entre modelos.</b> .....	23
<b>Tabla 10: Tabla de RMSE de los modelos en el tercer mes.</b> .....	24
<b>Tabla 11: Previsiones del PIB español por organismos oficiales.</b> .....	25
<b>Tabla 12: Tabla de indicadores macroeconómicos con datos actuales.</b> .....	26

## 1. Introducción

El seguimiento del ciclo económico en el muy corto plazo tiene un papel importante para que los agentes económicos tomen decisiones exitosas en el entorno económico en el que se encuentran. Pero, debido a los retardos en la publicación de información de las variables macroeconómicas, la frecuencia trimestral de las variables, etc, producen que el estudio del ciclo económico tenga una gran dificultad, como se puede observar en el PIB cuyo dato real se publica con un retraso de un mes y medio. Para ello, se realizan ejercicios de predicción, llamados Nowcasting, que consisten en utilizar indicadores macroeconómicos que interpreten el comportamiento de la variable a explicar, a corto plazo, y tengan una frecuencia y fecha de publicación de sus datos, más cercana a la situación actual de una economía, para poder realizar predicciones más exactas. En las últimas décadas, el método más utilizado para este ejercicio de predicción eran los modelos estándar autorregresivos de medias móviles, denominados ARIMA, divulgados por Box y Jenkins (1976), añadiéndoles las extensiones multivariantes como el vector autorregresivo no restringido (VAR) y el vector de corrección del equilibrio (VeqMC). Pero, estos modelos presentan una gran desventaja a la hora de predecir esta variable, puesto que, su análisis de predicción se basa en series trimestrales que provocan que estas predicciones se realicen con un retraso ostensible, dado que, estas series trimestrales tienen un retardo de casi dos meses. Debido a esto, Stock and Watson (2011) rescataron una idea, propuesta originalmente por Geweke (1977), que consiste en realizar un modelo de factores dinámicos (DFM, de aquí en adelante) para utilizar así datos mensuales que son los que tienen una información más próxima a la situación económica del periodo a estudiar. Stock and Watson (1991) demostraron que la estimación de un modelo factorial con series temporales mediante componentes principales e ignorando la dependencia temporal, proporcionaba factores consistentes, gracias a esto, se pudo incorporar la metodología de los DFM a la hora de realizar un ejercicio de Nowcasting.

En el panorama internacional, numerosos autores han utilizado esta clase de modelos para predecir la tasa de crecimiento del PIB, tales como Aruoba et al. (2009), Giannone et al (2008) o Higgings (2014) para EE. UU., Liu et al (2012) para América Latina, Barhoumi et al (2008) para Francia, Nunes (2005) para Portugal, etc. En el panorama europeo, el primer modelo realizado para predecir el PIB de países o regiones dentro de la Unión Europea fue el realizado por Camacho and Perez-Quirós (2008) llamado EURO-STING,

plantean su modelo como una extensión del modelo propuesto por Mariano and Musarawa (2003) dónde se propone un modelo flexible para lidiar con la agregación temporal y muestras cortas. Camacho and Perez-Quirós (2008) amplían el modelo centrándose en indicadores mensuales que expliquen el comportamiento del PIB, para tener en cuenta los problemas típicos que se tienen cuando se realizan análisis económicos en tiempo real y adaptan el modelo para que ofrezca pronósticos de la tasa de crecimiento del PIB. La principal diferencia con los autores que toman de referencia es que, para modelizar, utilizan el conjunto de factores estimados por medio de componentes principales y no por máxima verosimilitud. Este modelo ha estado sometido a revisiones y actualizaciones y, gracias a ello, Burriel and García (2013) introdujeron el método de predicción desagregada por componentes realizando estimaciones por cada componente del PIB para obtener su predicción.

En España, distintos autores como Camacho and Perez-Quirós (2009), Cuevas and Quilis (2011), Cuevas and Perez-Quirós and Quilis (2015), Doménech and Camacho (2010), García and Rubio-Ramírez (2019) y Tena and Godoy (2010) realizan estimaciones de Nowcasting de la tasa de crecimiento del PIB de España. Todos ellos utilizan metodologías DFM y se describen en la segunda sección de este trabajo.

El modelo que se va a realizar en este trabajo va a ser un modelo de factores dinámicos de escala grande, con 31 variables, para subsanar los problemas de ortogonalidad que pudieran existir. El modelo se realizará en pseudo-tiempo real, eligiendo 3 fechas diferentes donde se obtienen los indicadores macroeconómicos, para mostrar cómo se realizaría un ejercicio de nowcasting de la tasa de crecimiento del PIB español. El trabajo tiene como objetivo principal proporcionar una visión práctica de cómo se realiza un ejercicio de predicción en pseudo-tiempo real y mostrar cómo funcionan los modelos de factores dinámicos, como objetivos secundarios el trabajo busca evaluar las predicciones de la tasa de crecimiento del PIB español desde el primer trimestre de 2015 hasta el cuarto trimestres de 2019, mostrar los indicadores económicos más utilizados para esta clase de análisis y enseñar los principales modelos que existen para hacer predicciones de la tasa de crecimiento del PIB en España.

La estructura del trabajo va a estar formada por 6 secciones: en la segunda sección, se detallarán los principales modelos de Nowcasting que existen en España para predecir la tasa de crecimiento del PIB, en la tercera sección se va a dar una explicación, de forma matemática, del modelo utilizado en este trabajo para realizar el ejercicio de predicción,

en la cuarta sección, se explicará la selección de los indicadores macroeconómicos y el tratamiento en los datos, en la quinta sección, se realizará el ejercicio de predicción y su comparación con otros modelos y, por último, en la sección sexta de este trabajo, se proporcionará una serie de conclusiones que se han sacado del ejercicio realizado de predicción sobre el modelo de factores dinámicos elaborado y sobre las ventajas que tiene los modelos de factores dinámicos para realizar esta clase de análisis.

## **2. Nowcasting del crecimiento del PIB español**

En el panorama nacional, los modelos más utilizados para predecir el PIB español son los siguientes:

### **SPAIN-STING**

Camacho and Perez-Quirós (2009), realizan una variante del modelo EURO-STING enfocada a predecir el Producto Interior Bruto español, este modelo fue denominado SPAIN-STING. En este modelo se propone un modelo de factores de escala pequeña para calcular pronósticos a corto plazo del PIB español. Para ello, el modelo se construye bajo 3 supuestos:

- 1°. El modelo tiene en cuenta la información disponible publicada de forma no sincronizada por medio de bordes irregulares.
- 2°. El modelo tiene en cuenta tanto los indicadores mensuales como los trimestrales para obtener mayor robustez en la predicción.
- 3°. El modelo es un algoritmo simple que se puede actualizar automáticamente, por lo que, se maneja con inestabilidades económicas potenciales, debido a que, si el poder predictivo de cualquier variable disminuye durante el transcurso de algunos períodos, la variable reducirá su peso y su factor de carga, es decir, el modelo irá readaptando los pesos de los indicadores económicos utilizados según se vaya actualizando la información de cada indicador.

Al completarse de forma dinámica el modelo, ya que, se detalla la dinámica de todos los indicadores utilizados para su análisis, esto permite valorar la construcción y explicación en la tasa de crecimiento del PIB de cada indicador.



Este modelo también ha sido objeto de mejoras y variantes, la más reciente es la elaborada por Arencibia et al (2018), donde se propone una nueva versión ampliada y revisada del SPAIN-STING. Esta variante consiste en desarrollar modelos de predicción para cada uno de los componentes de demanda (consumo privado, gasto público, inversión en bienes de equipo, inversión en construcción, exportaciones e importaciones de bienes y servicios). A partir de un amplio conjunto de indicadores, se realizan varios modelos factoriales dinámicos, posibilitando así, una mayor consistencia en el modelo y una obtención de previsiones más robustas tanto para el PIB, como para sus seis componentes.

### **DFM propuesto por Cuevas and Quilis (2011)**

En la línea contraria a estas investigaciones, Cuevas and Quilis (2011), proponen un modelo de factores dinámicos de mediana escala para estimar y pronosticar la tasa de crecimiento de la economía española en el muy corto plazo. Para solventar los problemas asociados a los modelos con escalas grandes, los autores realizan el modelo con un tamaño intermedio, además de, solucionar también los problemas de información que se producen en los modelos con escalas pequeñas. Su modelo se describe como un modelo de función de transferencia para pronosticar el producto interior bruto, a través de, los factores comunes estimados. Por último, el modelo resuelve los límites operativos e informativos planteados por la presencia de un panel de indicadores desequilibrados y genera pronósticos multivariados de los indicadores básicos.

### **MIpred model**

La Autoridad Independiente de Responsabilidad Fiscal (AIReF) en 2015 elabora su modelo, realizado por Cuevas and Perez-Quirós and Quilis (2015), para predecir la tasa de crecimiento del PIB español. Este modelo consiste en un DFM, de escala de factores pequeña, para el PIB y sus componentes de demanda. Sus principales características son la aplicación de un procedimiento de equilibrio que garantice la consistencia transversal de las predicciones y la obtención de estimaciones consistentes de indicadores más útiles sobre la actividad económica actual y sus componentes de demanda.

### **MICA-BBVA**

Doménech and Camacho (2010), elaboran para el BBVA Research este modelo, consiste en una extensión del modelo propuesto por Stock and Watson (1991), debido a que, combina la información real y financiera con indicadores con diferentes retardos, para así

incluir el comportamiento de ciclo financiero español y poder elaborar, con mayor precisión, predicciones sobre la tasa de crecimiento del PIB en España. Por lo que, su principal innovación a la investigación de como predecir el PIB es incluir factores dinámicos financieros para aumentar así la precisión de la predicción.

### **Modelo elaborado por FEDEA**

García and Rubio-Ramírez (2019), elaboran un modelo, para la Fundación de Estudios de Economía Aplicada (FEDEA), que consiste en un modelo DFM estándar de datos de actividad real, introduciendo dos características: la primera es que habilita que la media del crecimiento del PIB real y la de otras series se desplacen gradualmente con el tiempo, la segunda es que permite introducir la volatilidad estocástica en las innovaciones de los factores y componentes idiosincráticos. Por lo tanto, con este modelo se pueden incluir los cambios graduales en la media y variación del crecimiento del PIB real a largo plazo y obtener así previsiones más precisas.

García and Rubio-Ramírez (2019) para elaborar este modelo se basa en Antolin-Díaz et al (2017), El modelo de éstos se basa en un DFM con un número pequeño de factores inobservables para obtener una posible gran cantidad de series de tiempo macroeconómicas, las cuales estén afectadas por un error de medición o por otras fuentes de variación idiosincrática, modelo originario de Sargent and Sims (1977).

### **Modelo realizado por Tena and Godoy (2010)**

Tena and Godoy (2010) proponen un modelo basado en la agregación de las proyecciones de sus componentes por el lado de la oferta y la demanda y el uso de modelos econométricos en frecuencia mensual. Para ello, y debido a la gran cantidad de variables desagregadas que tienen, basan su investigación en el enfoque de Schumacher and Breitung (2008), donde utilizan el algoritmo EM y el análisis de componentes principales, de manera conjunta, para tratar las variables en el modelo con diferencias en sus frecuencias para poder analizar las ventajas de la desagregación por sectores y temporal.

Conforme se han ido realizando investigaciones sobre las predicciones en tiempo real del PIB por medio de los DFM, se ha abierto un fuerte debate sobre si las series de los factores estimados por componentes principales deben ser de escala pequeña o grande, autores como Stock and Watson (2011), Camacho and Perez-Quirós (2008), y como cita este autor Marcellino and Mazzi and Proietti (2008), defienden elegir DFM de escala pequeña

de factores a la hora de elaborar dichos modelos. En el caso contrario, los defensores de escala grande de factores para los modelos de predicción del PIB en tiempo real son los citados por Camacho and Perez-Quirós (2008), Angelini et al (2008) y Camacho and Sancho (2003), o Tena and Godoy (2010).

Ambas corrientes resaltan, que después de numerosas investigaciones, y poner a competir a ambas tendencias de estos modelos, no existen evidencias empíricas que impliquen que una forma de modelizar los DFM sea mejor que la otra.

Para concluir, se puede afirmar que los DFM se construyen del siguiente modo:

- 1) Con información no balanceada, en otros términos, con la combinación de indicadores que, según por su naturaleza, tienen diferente grado de retardo en transmitir la información.
- 2) Utilizan indicadores mensuales para la predicción del crecimiento trimestral del PIB.
- 3) Utilizan indicadores de diferente naturaleza, por ejemplo, indicadores de opinión e indicadores de actividad real.
- 4) Combina información referida a distintos periodos de tiempo, indicadores mensuales, trimestrales, anuales.
- 5) Utiliza series de datos que no siempre están completas para todo el periodo que se desea estudiar.

Por todas estas razones los DFM pueden resultar una ventaja a la hora de dar una predicción lo más exacta posible del PIB. El mecanismo de los DFM se basa en captar la dinámica de cada indicador integrante del modelo, para así, detectar la parte común, recogida en el factor, y captar la parte idiosincrática, que refleja los movimientos de cada uno de los indicadores que no se recogen en la parte del factor común. Gracias a esto, la evolución de los indicadores permite obtener el desarrollo de la tendencia del componente común y, por lo tanto, el desarrollo en la tasa de crecimiento del PIB. De este modo, según la información disponible y la capacidad predictiva de cada indicador, se puede ajustar la importancia relativa de cada indicador en la previsión de la tasa de crecimiento del PIB.

### 3. Metodología econométrica

El objetivo de la modelización propuesta va a ser dar una predicción en tiempo real de una variable de información trimestral, a partir de indicadores macroeconómicos de frecuencia mensual que se publican con antelación. La metodología a emplear se basa en 4 pasos:

- 1) Trimestralización de los indicadores mensuales.
- 2) Construcción de un modelo de factores dinámicos que resuma la información de los indicadores originales.
- 3) Regresión de la variable de interés con los factores estimados más la variable de interés retardada un período.
- 4) Utilización del modelo de regresión estimado para predecir.

Así, dado un conjunto de variables trimestrales  $y_{it}$ ,  $i = 1, \dots, m$ ;  $t = 1, \dots, t$  el modelo factorial tiene la siguiente forma:

$$y_{it} = \gamma_1 f_{1t} + \gamma_2 f_{2t} + \dots + \gamma_k f_{kt} + \varepsilon_{it}$$

Donde  $f_{1t}, f_{2t}, f_{kt}$  representan los factores comunes a todas las series de las variables y  $\varepsilon_{it}$  representa el componente específico de cada una. Bajo el supuesto de estacionariedad de las series  $f_{1t}, \dots, f_{kt}$ , se pueden estimar por componentes principales, Stock and Watson (2011).

Denotando por  $y_t$  a la variable que se quiere predecir, se estima un modelo de regresión lineal entre la variable a estudiar frente a los componentes principales resultantes de los indicadores macroeconómicos. De la forma:

$$y_t = \alpha + \beta_1 f_{1t} + \beta_2 f_{2t} + \dots + \beta_k f_{kt} + \varphi y_{t-1} + e_t$$

Donde  $e_t$  es el error,  $y_{t-1}$  es la variable de interés retardada un período y la regresión se realiza por mínimos cuadrados.

Con los coeficientes estimados  $\hat{\alpha}, \hat{\beta}_1 \dots \hat{\beta}_k, \hat{\varphi}$  y los valores de  $f_{it+1}$ ,  $i = 1 \dots k$ , que se conocen con antelación, más el dato de la variable de interés del período anterior al que se quiere estimar, se realiza la predicción del indicador de referencia:

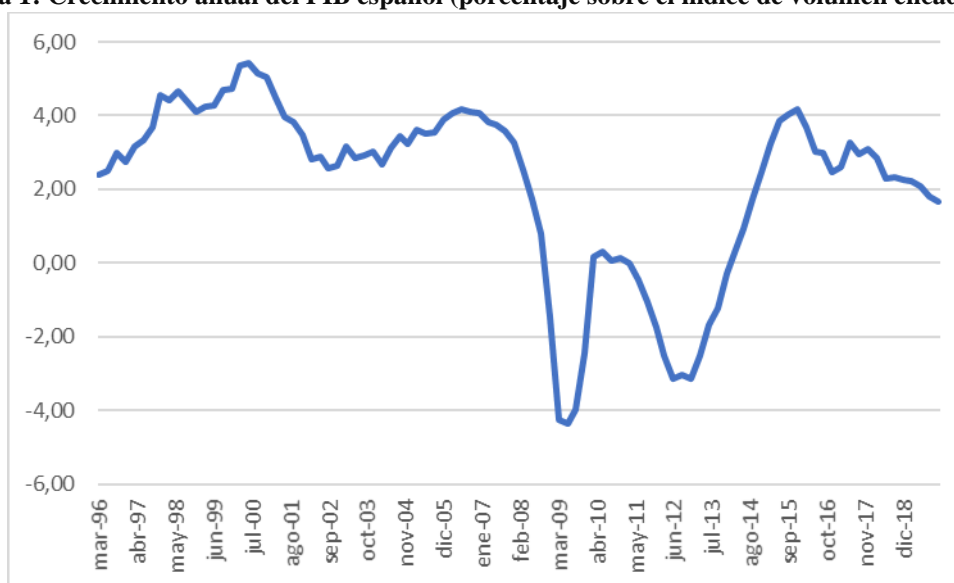
$$y_{t+1} = \hat{\alpha} + \hat{\beta}_1 f_{1t+1} + \hat{\beta}_2 f_{2t+1} + \dots + \hat{\beta}_k f_{kt+1} + \hat{\varphi} y_{t-1}$$

## 4. Descripción de los datos

Nuestro objetivo es adelantar la evolución del PIB trimestral de España a partir de indicadores mensuales. La publicación de la Contabilidad Trimestral en España se realiza con un desfase de al menos 30 días con respecto al cierre del trimestre de referencia. Sin embargo, se dispone de información mensual referente al trimestre publicada con mayor prontitud. Así, indicadores como las afiliaciones a la Seguridad Social, indicadores de confianza o matriculaciones de automóviles se conocen en pocos días con posterioridad al fin del mes de referencia; indicadores de producción industrial o indicador de renta salarial se conocen con un mes de desfase, etc. Llevando todo ello a que con información mensual podamos adelantar la evolución del trimestre que se estimará mediante contabilidad trimestral.

La figura 1 recoge la tasa anual de crecimiento del PIB (Índice de volumen encadenado) durante el período muestral que transcurre entre el primer trimestre de 1996 hasta el cuarto trimestre de 2019.

**Figura 1: Crecimiento anual del PIB español (porcentaje sobre el índice de volumen encadenado).**



FUENTE: Instituto Nacional de Estadística.

Como se puede observar en la figura 1, donde se refleja el crecimiento anual del PIB, en España, en 2008, se sufrió una crisis económica de una magnitud sin precedentes, una crisis que el país no empezó a recuperarse realmente hasta el año 2014. A partir de este año, hubo un crecimiento que se ha visto truncado en las últimas fechas.

La tabla 1 recoge los 31 indicadores utilizados en este trabajo para adelantar la evolución del crecimiento del PIB. Para su selección, se han examinado los indicadores utilizados por los modelos más populares dentro del ámbito nacional para predecir el crecimiento del PIB de la economía española, como son el modelo de FEDEA, García and Rubio-Ramírez (2019), SPAIN-STING, Camacho and Perez-Quirós (2009), MICA-BBVA, Doménech and Camacho (2010) y Mipred Final, Cuevas and Perez-Quirós and Quilis (2015). El criterio utilizado para la selección de los indicadores ha sido el utilizado por el Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital de España (2020), en función de su correlación con el PIB. Entre los indicadores seleccionados se encuentran tanto datos reales como datos de opinión y en la tabla se recoge también el desfase con el que se produce la publicación.

La muestra considerada tanto para el PIB como para los indicadores abarca desde 1995 hasta 1999.

**Tabla 1: Indicadores macroeconómicos del modelo.**

Variables	Unidad	Fuente	Correlación	Retardo en la publicación
Índice de Producción Industrial (IPI)	Volumen	INE	0,79	t+35 días
Índice de producción industrial: bienes de equipo	Volumen	INE	0,73	t+35 días
Índice de producción industrial: bienes de consumo	Volumen	INE	0,69	t+35 días
Índice de producción industrial: bienes intermedios	Volumen	INE	0,76	t+35 días
Afiliados a la seguridad social	Miles de personas	Ministerio de Trabajo	0,96	t+1 días
Afiliados a la Seguridad Social- AAPP	Miles de personas	Ministerio de Trabajo	0,35	t+1 días
Afiliados a la seguridad Social: construcción	Miles de personas	Ministerio de Trabajo	0,94	t+1 días
Indicador de confianza del consumidor	Índice	Comisión Europea	0,18	0
Indicador de confianza construcción	Índice	Comisión Europea	0,25	0
Indicador del sentimiento económico	Índice	Comisión Europea	0,21	0
Indicador clima económico	Índice	Comisión Europea	0,21	t+20 días
Índice clima industrial: bienes de inversión	Índice	Comisión Europea	0,31	t+20 días
Índice clima industrial	Índice	Comisión Europea	0,29	t+20 días
Consumo aparente de cemento	Miles de toneladas	Asociación de productores de cemento	0,86	No tiene fecha fija
Consumo eléctrico	Miliones de Kwh	MEF	0,76	t+1 días
Indicador renta salarial real	Índice	Ministerio de Economía	0,92	t+35 días
PMI compuesto avanzado	Índice	Markit Group	0,34	t+1 días
Índice del comercio al por menor, deflactado	Índice valor deflactado	Ministerio de Economía	0,71	t+27 días
Índice IBEX-35	Índice	Bolsa de Madrid	0,42	t+1 días
Créditos a familias y empresas deflactado por IPC	Índice valor deflactado	Banco de España	0,58	t+35 días
Crédito para rehabilitación y adquisición de vivienda	Miles de euros	Banco de España	0,6	t+20 días
Utilización de la capacidad productiva	Índice	Ministerio de Economía	0,44	t+35 días
Pagos del Estado	Miles de euros	Ministerio de Economía	-0,0001	t+35 días
Entrada de turistas total	Miles de personas	Ministerio de Turismo	0,39	t+23 días
Pasajeros Aéreos	Miles de personas	AENA	0,63	t+25 días
Pasajeros RENFE	Milones pasajeros-Km	Ministerio de Economía	0,14	t+20 días
Importaciones de bienes deflactados por el índice del valor unitario	Índice valor deflactado	Ministerio de Economía	0,59	t+50 días
Importaciones totales	Miles de euros	Ministerio de Economía	0,63	t+35 días
Exportaciones totales	Miles de euros	Ministerio de Economía	0,39	t+35 días
Matriculación de vehículos turismo	Unidades	Ministerio de Economía	0,46	t+1 días
Matriculación de vehículos de carga	Unidades	Ministerio de Economía	0,57	t+1 días

FUENTE: Elaboración propia.

## Tratamiento de los datos

Primeramente, se obtienen los datos del Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital de España, se escogen los datos ajustados de efectos calendario y estacionalidad, que tienen las siglas CVEC. Una vez obtenidos los datos, dado el distinto retraso en la publicación de la información de los indicadores y por lo tanto, para solventar el problema de datos inobservados, se prolongan las series de los indicadores con predicciones, estas predicciones se realizan mediante los modelos ARIMA, utilizando el método TRAMO-SEATS, Gómez and Maravall (1996), implementado dentro del programa informático DEMETRA +.

Teniendo ya las series completas para el periodo estudiado, se procede a trimestralizar los indicadores macroeconómicos de frecuencia mensual, ya que es imprescindible para dar una predicción de nuestra variable estudiada, que es de frecuencia trimestral, este proceso de trimestralización se realiza mediante un promedio trimestral. El promedio trimestral tiene la siguiente forma:

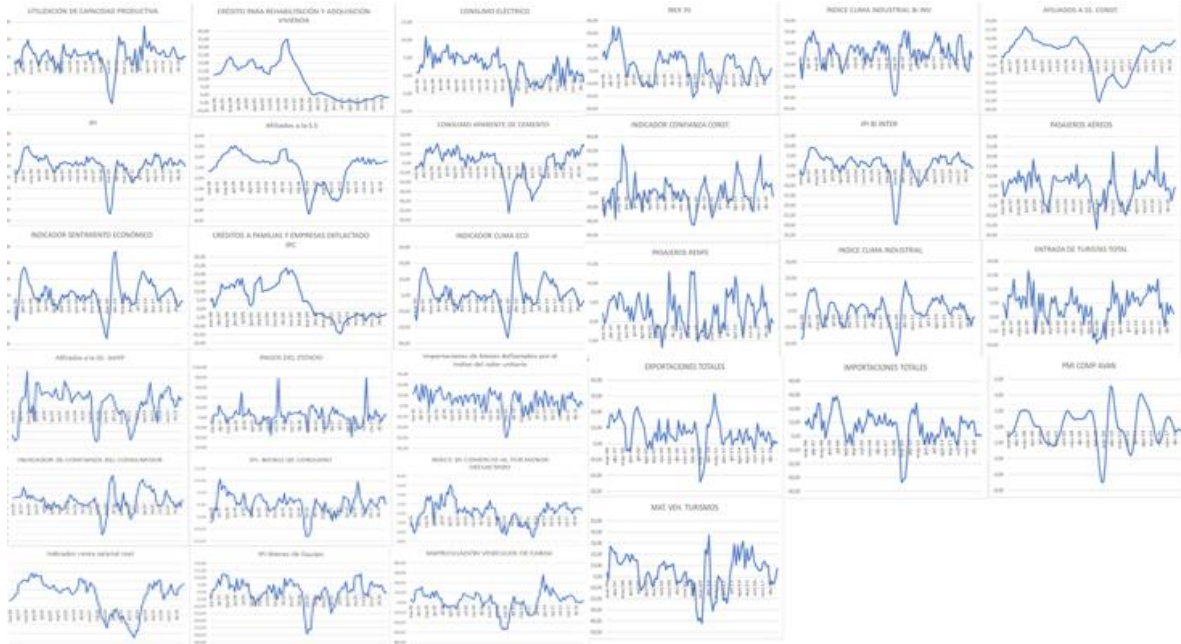
$$y_{it} = \frac{y_{it^*-1} + y_{it^*} + y_{it^*+1}}{3}$$

Donde  $y_{it}$  es el dato trimestral de una variable y  $y_{it^*-1}$ ,  $y_{it^*}$  y  $y_{it^*+1}$  son los datos mensuales en un trimestre de la variable.

Cuando las variables están trimestralizadas, tomando como referencia a García and Rubio-Ramírez (2019), se someten a la siguiente transformación:  $(y_t - y_{t-4})/y_{t-4}$  para alcanzar la estacionariedad, salvo algunos indicadores de carácter aditivo que se transforman mediante la diferencia:  $y_t - y_{t-4}$ . Estas son todas las transformaciones realizadas a las variables para poder utilizarlas en el modelo, así conseguimos que el conjunto de indicadores sea balanceado y estacionario.

La figura 2 recoge el gráfico de la transformación estacionaria de las variables, la gran mayoría de los indicadores utilizados en el modelo son de frecuencia mensual salvo la utilización de la capacidad productiva y los créditos para la rehabilitación y adquisición de la vivienda que son de frecuencia trimestral.

**Figura 2: transformación estacionaria de las variables del modelo.**



FUENTE: Elaboración propia.

Una vez obtenidos ya los datos de los indicadores utilizados en el modelo, y siendo ya los datos estacionarios, se procede a realizar el ejercicio de predicción.

## 5. Ejercicio de predicción

En esta sección se realiza un ejercicio de Nowcasting del PIB español para predecir del primer trimestre de 2015 al cuarto trimestre de 2019, en función de ir actualizando los datos a partir de los tres primeros meses del trimestre que se quiere predecir, además de ponerlo a competir junto a otros dos modelos y de dar una visión de la situación actual del país. Con esto se pretende aprender cómo funcionan, de una forma práctica, los modelos de factores dinámicos, cuantificar la exactitud que tiene el modelo que en este trabajo se expone y, por último, dar una serie de predicciones para la tasa de crecimiento del PIB trimestral en el período estudiado (2015-2019).

### 5.1 Metodología del ejercicio predictivo

El ejercicio realizado en este trabajo consiste en simular un ejercicio de Nowcasting en tiempo real de la tasa de crecimiento anual del PIB español obteniendo la base de datos hasta el mediados del primer mes del trimestre de referencia, mediados de segundo mes y mediados del tercer mes, para poder así, observar, cómo, a través de la actualización de los indicadores macroeconómicos mensuales utilizados en el modelo, las predicciones de



las tasas de crecimiento del PIB se van ajustando más a las tasas reales que ha tenido el PIB durante el periodo estudiado, y que los DFM pueden ser modelos apropiados para predecir esta clase de variables, ya que, con ellos se pueden captar más rápidamente los shocks económicos que han surgido en una economía.

Una vez se ha obtenido los datos para las fechas anteriormente citadas, debido a los retardos que hay en la fecha de publicación de los indicadores económicos utilizados en el modelo y para solventar el problema de pérdida de información, se procede a realizar predicciones mensuales de todos los indicadores con datos faltantes en las fechas señaladas. Así cuando obtenemos los datos hasta mediados del primer mes, realizaremos las predicciones a los datos cuyo último dato no esté disponible para todo el trimestre y se realizará el mismo procedimiento tanto para el segundo mes como para el tercero. Estas predicciones se realizan por medio del proceso TRAMO-SEATS del programa Demetra+. Con estas predicciones, se procede a trimestralizar los indicadores macroeconómicos, puesto que la variable a estudiar es de frecuencia trimestral, por medio de un promedio trimestral entre los datos mensuales comprendidos en un trimestre, una vez los indicadores tienen una frecuencia trimestral, se procede a transformarlos en índices por medio del proceso de transformación anteriormente explicado. Con los datos ya en índices, trimestralizados y anualizados, el siguiente paso es obtener los componentes principales de los indicadores económicos del modelo, para ello, se utiliza el programa informático R-Studio aplicando el método a las variables estandarizadas. Este proceso se repite una vez se vaya actualizando la fecha donde se obtiene la información de los indicadores, es decir, luego de obtener la base de datos a mediados del primer mes, se debe actualizar los datos a mediados del cuarto mes, séptimo y décimo, cuando se obtienen los datos a mediados del segundo mes, luego se actualizan en el quinto, octavo y undécimo, cuando es a mediados del tercer mes se actualiza en el sexto, noveno y duodécimo; conforme se va actualizando la información, se realiza la predicción del dato trimestral del PIB en curso. Por lo tanto, se está realizando 3 ejercicios de Nowcasting, dado que se obtiene la información y se actualiza en 3 periodos diferentes de tiempo.

La proporción de varianza acumulada que explica los componentes principales de este conjunto de datos, del modelo que se recogen los datos en el primer mes, se encuentra en la tabla 2:

**Tabla 2: Proporción de varianza acumulada explicada por los componentes principales.**

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9
<b>VARIANZA EXPLICADA</b>	0,48	0,64	0,72	0,78	0,82	0,85	0,88	0,90	0,91

FUENTE: Elaboración propia.

Dado el porcentaje de varianza acumulativa explicada por los componentes principales, aunque hay 31 componentes principales, ya entre los 9 primeros se explica alrededor de un 90% de la varianza de los datos. No obstante, siguiendo a Stock and Watson (2011) se procede a utilizar los dos primeros componentes principales para la realización del modelo, ya que, entre ambos explican el 64% de lo que varían los indicadores, porcentaje aceptable, según estos autores, para realizar el ejercicio de Nowcasting, debido a que explican más del 50% de la varianza de todos los indicadores macroeconómicos.

En la tabla 3 se puede observar los pesos de cada variable para formar los componentes principales utilizados en el modelo.

**Tabla 3: Pesos de los indicadores para crear los componentes principales.**

Indicadores	PC1	PC2
Índice de Producción Industrial (IPI)	0.25	-0.01
Índice de producción industrial: bienes de equipo	0.23	-0.01
Índice de producción industrial: bienes de consumo	0.23	-0.02
Índice de producción industrial: bienes intermedios	0.25	0.02
Afiliados a la seguridad social	0.20	-0.26
Afiliados a la Seguridad Social- AAPP	0.08	-0.12
Afiliados a la seguridad Social: construcción	0.20	-0.25
Indicador de confianza del consumidor	0.15	0.27
Indicador de confianza construcción	0.11	0.06
Indicador del sentimiento económico	0.17	0.31
Indicador clima económico	0.17	0.31
Índice clima industrial: bienes de inversión	0.19	0.20
Índice clima industrial	0.19	0.25
Consumo aparente de cemento	0.21	-0.18
Consumo eléctrico	0.19	-0.21
Indicador renta salarial real	0.19	-0.25
PMI compuesto avanzado	0.19	0.22
Índice del comercio al por menor, deflactado	0.19	0.22
Índice IBEX-35	0.17	0.09
Créditos a familias y empresas deflactado por IPC	0.09	-0.31
Crédito para rehabilitación y adquisición de vivienda	0.09	-0.31
Utilización de la capacidad productiva	0.17	0.05
Pagos del Estado	-0.03	0.03
Entrada de turistas total	0.16	0.01
Pasajeros Aéreos	0.20	-0.07
Pasajeros RENFE	0.01	-0.09
Importaciones de bienes deflactados por el índice del valor unitario	0.23	-0.02
Importaciones totales	0.20	-0.06
Exportaciones totales	0.15	0.04
Matriculación de vehículos turismo	0.18	0.15
Matriculación de vehículos de carga	0.22	0.11

FUENTE: Elaboración propia.

En la tabla 3 se puede observar que la primera componente principal (PC1) es aproximadamente una media ponderada de las distintas variables mientras que la segunda componente (PC2) está enfrentando variables reales como los afiliados, el crédito o el consumo eléctrico a variables de sentimiento económico como el índice de clima económico o el índice PMI.

Entonces, una vez decidido utilizar sólo los dos primeros componentes principales de los indicadores, se procede a realizar una regresión con el índice de la tasa de crecimiento trimestral del PIB de España, para poder obtener las predicciones del PIB. La regresión entre las variables para el período muestral primer trimestre 2015 al cuarto trimestre de 2019, viene recogida en la tabla 4:

**Tabla 4: Regresión entre el PIB y los componentes principales.**

DATOS	INTERCEPT	PC1	PC2	PIB(T-1)
<b>COEFICIENTES</b>	0,62428	0,20141	-0.06368	0,70910
<b>ERROR ESTÁNDAR</b>	0,12634	0,02458	0,04467	0,05437
<b>T-VALOR</b>	4,941	8,195	-1,426	13,043
<b>F-ESTADÍSTICO</b>			1104	
<b>R-CUADRADO</b>			0,9747	
<b>CORRELACIÓN</b>			0,7609	

FUENTE: Elaboración propia.

Con la regresión con los componentes principales del primer mes, obtenemos los coeficientes necesarios para realizar las predicciones deseadas para el PIB, en ella se puede observar cómo el segundo componente principal no es significativo, por lo tanto, se elimina del modelo a la hora de predecir. La correlación entre los componentes principales y la tasa de crecimiento del PIB es del 76%, es decir, existe una alta relación entre los movimientos existentes en los indicadores que están incluidos en los componentes principales y la tasa de crecimiento del PIB.

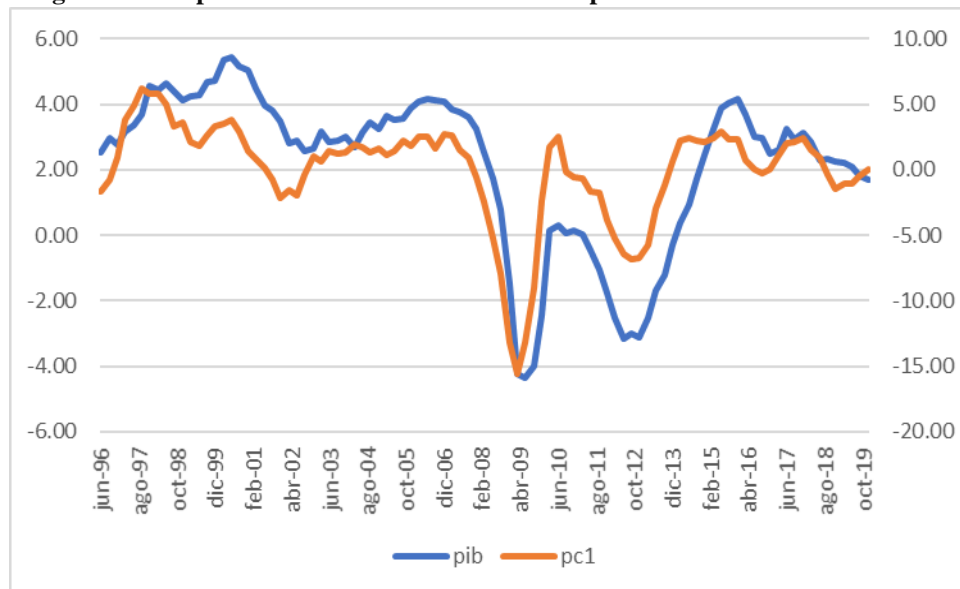
Se realizan 3 ejercicios de predicción: El denominado DFM1 incluye información disponible hasta el primer mes del trimestre de interés; DFM2 incluye información publicada en el segundo mes del trimestre y el tercero DFM3. El ejercicio de predicción comienza con una muestra inicial estimando la relación entre la tasa de variación del PIB y el indicador entre el primer trimestre de 1996 y el cuarto trimestre de 2014 y realizando los ejercicios de predicción DFM1, DFM2 y DFM3 para el primer trimestre de 2015 con

la información de los indicadores mensuales disponibles y prolongados de predicciones. A continuación se añade el primer trimestre de 2015 a la muestra de estimación y se realizan predicciones para el segundo trimestre de 2015 de la misma manera y así sucesivamente.

## 5.2 Resultados

Como se puede observar en la figura 3, el indicador unitario del primer mes que se ha obtenido de la realización del modelo predice la tendencia del PIB español considerablemente bien, sobre todo capta a la perfección los shocks económicos negativos, lo que ayudará a reaccionar más pronto y mejor ante estos acontecimientos.

**Figura 3: Comparativa de la tendencia del PIB español con el indicador obtenido.**



FUENTE: Elaboración propia.

En esta figura 3, se observa que el indicador del primer mes de obtención de datos, que se ha utilizado para estimar la tasa trimestral del PIB, es el primer componente principal de los indicadores macroeconómicos, puesto que, es el significativo en la regresión.

En la segunda columna de las tablas 5, 7 y 9 se recogen las predicciones obtenidas con los modelos DFM durante el período de predicción considerado.

Considerando el error de predicción ( $e_t$ ) como la diferencia entre la variable observada ( $y_t$ ) la predicción del modelo ( $y_{t|t-1}$ ), es decir

$$e_t = y_t - y_{t|t-1}$$

Se puede evaluar la precisión de las predicciones mediante la Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio definida como el promedio de los errores al cuadrado:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} e_t^2}$$

Los resultados de los RMSE de los distintos modelos DFM se recogen en las tablas 6, 8 y 10.

### **5.3 Comparación con otros modelos de predicción**

Para observar la efectividad del modelo de predicción basado en un modelo de factores dinámicos, se procede a compararlo con otros dos modelos de predicción, un modelo basado en el método de predicción de paseo aleatorio, que consiste en repetir el último dato conocido de la variable a estudiar, y un modelo ARIMA, realizado a través del proceso TRAMO-SEATS por el programa DEMETRA +. Para comparar los modelos se va a realizar el siguiente ejercicio: se va a comparar los modelos de paseo aleatorio y ARIMA con los modelos DFM del primer mes, segundo mes y tercer mes durante el periodo de años que transcurre entre 2015-2019. Por lo tanto, para el primer ejercicio de comparación, puesto que, se toma la base datos a partir del 15 de enero del primer año para predecir el primer trimestre del año, para los modelos de paseo aleatorio y ARIMA la base de datos empezará con el tercer trimestre del PIB del año anterior, debido a que, en esa fecha, el cuarto trimestre todavía no se conoce. En el segundo y tercer ejercicio de comparación de modelos, como los DFM toman su base de datos a partir del segundo y tercer mes respectivamente del año a predecir, los modelos de paseo aleatorio y ARIMA tomarán su base de datos a partir del cuarto trimestre del año anterior, puesto que, ya es conocido. Aquí se puede observar la primera ventaja de los modelos DFM frente a los otros dos modelos, puesto que, recaban su base de datos con una frecuencia mensual frente a la trimestral de los otros modelos. Concretamente los modelos de paseo aleatorio y ARIMA se explican del siguiente modo:

#### **Paseo aleatorio**

El método de predicción de paseo aleatorio consiste en repetir el último dato obtenido en la variable estudiada, en este caso el PIB, como predicción de los próximos trimestres, a un periodo resulta ser un modelo bastante fiable, puesto que, entre un trimestre y otro los resultados no suelen variar drásticamente, para más de un período el método pierde

bastante fiabilidad y se cometen altos errores de predicción, puesto que, es difícil que se mantenga en el tiempo el mismo valor en la variable, además de esto, su capacidad para predecir shocks económicos o cambios en la tendencia es bastante limitada y la actualización del método es de un periodo de tiempo muy elevado porque a la frecuencia trimestral que tiene la variable de estudio, hay que sumarle el retardo en la publicación de la información de la variable.

## ARIMA

En las últimas décadas, el método más utilizado para este ejercicio de predicción eran los modelos estándar autorregresivos de medias móviles, denominados ARIMA, divulgados por Box y Jenkins (1976), pero, estos modelos presentan una gran desventaja a la hora de predecir esta variable, puesto que, su análisis de predicción se basa en series trimestrales que provocan que estas predicciones se realicen con un retraso ostensible, dado que, estas series trimestrales tienen un retardo de casi dos meses. El modelo ARIMA utilizado para comparar el modelo DFM utilizado en este trabajo, se ha realizado mediante el método TRAMO-SEATS del programa DEMETRA +, teniendo el siguiente orden: (0,1,3), (0,0,0).

Los resultados de poner a los modelos a competir en el periodo 2015-2019 son los siguientes:

### Toma de base de datos en el primer mes del año

**Tabla 5: Tabla de resultados de la comparación entre modelos.**

	<b>PIB</b>	<b>DFM1</b>	<b>P. ALEATORIO</b>	<b>ARIMA</b>
<b>MAR-15</b>	3,25	2,85	1,75	2,38
<b>JUN-15</b>	3,87	3,51	2,45	3,02
<b>SEPT-15</b>	4,05	3,84	3,25	4,83
<b>DIC-15</b>	4,16	3,96	3,87	4,32
<b>MAR-16</b>	3,68	3,72	4,05	3,47
<b>JUN-16</b>	3,01	3,23	4,16	4,21
<b>SEPT-16</b>	2,98	2,70	3,68	3,16
<b>DIC-16</b>	2,47	2,75	3,01	1,92
<b>MAR-17</b>	2,59	2,60	2,98	3,15
<b>JUN-17</b>	3,26	2,87	2,47	2,27
<b>SEPT-17</b>	2,94	3,35	2,59	3,03
<b>DIC-17</b>	3,11	3,20	3,26	4,09

<b>MAR-18</b>	2,86	3,14	2,94	2,56
<b>JUN-18</b>	2,29	2,83	3,11	2,11
<b>SEPT-18</b>	2,33	2,17	2,86	3,34
<b>DIC-18</b>	2,25	1,98	2,29	1,87
<b>MAR-19</b>	2,23	2,01	2,33	1,7
<b>JUN-19</b>	2,08	2,17	2,25	2,24
<b>SEPT-19</b>	1,82	1,99	2,23	2,24
<b>DIC-19</b>	1,68	1,77	2,08	1,47

FUENTE: Elaboración propia.

**Tabla 6: RMSE de los modelos en el primer mes.**

	<b>P. ALEATORIO</b>	<b>ARIMA</b>	<b>DFM</b>
<b>RMSE</b>	0,69	0,63	0,27

FUENTE: Elaboración propia.

Como se observa de la tabla 6, el modelo DFM presenta un RMSE menor que los otros dos, por lo tanto, gana prediciendo el PIB en el periodo estudiado, así que, predice mejor que los otros dos modelos, además de esto, al tener datos de frecuencia mensual y predecir bien la tendencia del PIB, se pueden elaborar políticas económicas aceptables para anticiparse a los posibles shocks económicos o situación adversa en el panorama económico de un país.

### **Toma de base de datos en el segundo mes del año**

**Tabla 7: Tabla de resultados de la comparación entre modelos.**

	<b>PIB</b>	<b>DFM2</b>	<b>P- ALEATORIO</b>	<b>ARIMA</b>
<b>MAR-15</b>	3,25	2.85	2,45	2,59
<b>JUN-15</b>	3,87	3.52	3,25	4,14
<b>SEPT-15</b>	4,05	3.84	3,87	4,31
<b>DIC-15</b>	4,16	3.96	4,05	3,82
<b>MAR-16</b>	3,68	3.73	4,16	4,14
<b>JUN-16</b>	3,01	3.24	3,68	3,38
<b>SEPT-16</b>	2,98	2.70	3,01	2,43
<b>DIC-16</b>	2,47	2.75	2,98	3
<b>MAR-17</b>	2,59	2.61	2,47	2,17
<b>JUN-17</b>	3,26	2.87	2,59	3,06
<b>SEPT-17</b>	2,94	3.36	3,26	3,42
<b>DIC-17</b>	3,11	3.20	2,94	3,16
<b>MAR-18</b>	2,86	3.14	3,11	2,45
<b>JUN-18</b>	2,29	2.83	2,86	2,87

<b>SEPT-18</b>	2,33	2.16	2,29	2,2
<b>DIC-18</b>	2,25	1.97	2,33	2,1
<b>MAR-19</b>	2,23	1.99	2,25	1,98
<b>JUN-19</b>	2,08	2.09	2,23	2,68
<b>SEPT-19</b>	1,82	2.00	2,08	1,85
<b>DIC-19</b>	1,68	1.74	1,82	1,42

FUENTE: Elaboración propia.

**Tabla 8: Tabla de RMSE de los modelos para el segundo mes.**

	<b>P. ALEATORIO</b>	<b>ARIMA</b>	<b>DFM</b>
<b>RMSE</b>	0,39	0,39	0,27

FUENTE: Elaboración propia.

Se concluye de la tabla 8 que el modelo DFM, en este caso, también resulta ganador frente a los dos modelos, obteniendo un RMSE menor que sus contrincantes, además tiene la ventaja de tener unos datos más próximos al panorama actual de la economía que el modelo del primer mes.

### **Toma de base de datos en el tercer mes del año**

**Tabla 9: Tabla de resultados de la comparación entre modelos.**

	<b>PIB</b>	<b>DFM3</b>	<b>P. ALEATORIO</b>	<b>ARIMA</b>
<b>MAR-15</b>	3,25	2.85	2,45	2,59
<b>JUN-15</b>	3,87	3.52	3,25	4,14
<b>SEPT-15</b>	4,05	3.84	3,87	4,31
<b>DIC-15</b>	4,16	3.96	4,05	3,82
<b>MAR-16</b>	3,68	3.72	4,16	4,14
<b>JUN-16</b>	3,01	3.24	3,68	3,38
<b>SEPT-16</b>	2,98	2.70	3,01	2,43
<b>DIC-16</b>	2,47	2.75	2,98	3
<b>MAR-17</b>	2,59	2.61	2,47	2,17
<b>JUN-17</b>	3,26	2.88	2,59	3,06
<b>SEPT-17</b>	2,94	3.36	3,26	3,42
<b>DIC-17</b>	3,11	3.20	2,94	3,16
<b>MAR-18</b>	2,86	3.14	3,11	2,45
<b>JUN-18</b>	2,29	2.84	2,86	2,87
<b>SEPT-18</b>	2,33	2.16	2,29	2,2
<b>DIC-18</b>	2,25	1.97	2,33	2,1
<b>MAR-19</b>	2,23	2.03	2,25	1,98
<b>JUN-19</b>	2,08	2.12	2,23	2,68



<b>SEPT-19</b>	1,82	1,99	2,08	1,85
<b>DIC-19</b>	1,68	1,67	1,82	1,42

FUENTE: Elaboración propia.

**Tabla 10: Tabla de RMSE de los modelos en el tercer mes.**

	<b>P. ALEATORIO</b>	<b>ARIMA</b>	<b>DFM</b>
<b>RMSE</b>	0,39	0,39	0,27

FUENTE: Elaboración propia.

Este modelo DFM también resulta ganador en predicción frente a los otros dos modelos, puesto que, su RMSE es menor que los de los otros dos.

La ventaja diferencial entre los modelos DFM y los de paseo aleatorio y ARIMA es la capacidad que tienen éstos para utilizar información más actual y con un retardo en la información reducido para realizar sus estimaciones de una variable, en este caso del PIB, por lo tanto, le hace un método más elegible a la hora de valorar métodos para realizar el estudio. En segundo lugar, los modelos DFM tienen una mejor capacidad para predecir shocks económicos y cambios en la tendencia de la tasa de crecimiento del PIB que los otros modelos, puesto que, los efectos de un shock o un cambio de tendencia tiene sus primeras consecuencias en las tendencias de los indicadores macroeconómicos que utilizan los modelos DFM para estudiar una variable, en este caso el PIB, así que son más fiables en este sentido que los otros dos modelos realizados. Además de lo comentado, los modelos DFM han resultado ganadores en predicción frente a los otros dos modelos, así que, se pueden considerar adecuados para realizar un ejercicio de Nowcasting para el PIB.

#### **5.4 Panorama actual de la economía española**

Actualmente, en el panorama mundial, vivimos una situación sin precedentes desde, que el 8 de diciembre de 2019, se detectara en Wuhan (China) la primera persona infectada por coronavirus. Esta enfermedad ha derivado en una pandemia mundial, que ha provocado un cambio en la vida social de las personas, hasta tal punto que un gran número de países, España incluida, tuvieron que decretar un período de confinamiento domiciliario para toda su población, un confinamiento que en España duró desde marzo hasta junio. Provocando que la economía española entrara en coma durante un largo período de tiempo, repercutiendo, muy negativamente, en una economía española que, antes de esta pandemia, ya estaba dando muestras de agotamiento.

De hecho, según estimaciones de entidades como la Comisión Europea, Banco de España, etc, España va a ser el país que más va a acusar esta crisis económica derivada de la pandemia, provocando que la recuperación del país sea difícil y larga.

**Tabla 11: Previsiones del PIB español por organismos oficiales.**

	<b>AIREF</b>	<b>BANCO DE ESPAÑA</b>	<b>COMISIÓN EUROPEA</b>	<b>GOBIERNO DE ESPAÑA</b>
<b>TASA ANUAL DEL PIB (%)</b>	-12,4	-12,6	-12,4	-11,2

FUENTE: Elaboración propia a partir de los datos de informe de situación del gobierno español, proyecciones de la situación macroeconómica 20-21 del Banco de España, previsiones de la situación económica de la AIREF y Comisión Europea.

Como se observa en la tabla 11, se prevé que la economía española sufra un retroceso en torno al 11-13% en el peor de los casos, siendo el país dentro de la Unión Europea que más caiga y emplazando su recuperación al año 2022. En esta línea, el modelo que en este trabajo se expone, proporciona una previsión para el cuarto trimestre de 2020 de una caída de su tasa de crecimiento alrededor de un 9,68% y una caída de la tasa de crecimiento promedio del PIB español, para el año 2020, de alrededor de un 11,02%, estimación un tanto optimista en comparación con las previsiones de los organismos y con el panorama actual de España. De hecho, con los datos que se han obtenido en los 3 primeros trimestres de 2020 se puede observar que España va a sufrir una fuerte contracción del PIB. En el primer trimestre de 2020 ya el PIB dio muestras de lo que el confinamiento iba a provocar, puesto que, aún solo siendo afectado por él, el último mes del trimestre, el PIB cayó un 4,16% con respecto al trimestre del año anterior, después, los datos del segundo trimestre del PIB confirmarían que la economía española iba a verse muy afectada, cayendo un 21,51% con respecto al trimestre del año anterior y siendo una de las economías de la eurozona con mayor caída, por último, las estimaciones del tercer trimestre indican que el PIB ha caído un 8,72% y nos hace presagiar que nos esperan años difíciles para superar esta recesión. En la siguiente tabla se muestra la tasa de variación anual, en porcentaje, de los indicadores utilizados en este trabajo para predecir el PIB español, para dar una idea más exacta de cómo está el país en el presente.

**Tabla 12: Tabla de indicadores macroeconómicos con datos actuales.**

Indicadores	Datos anuales			Datos trimestrales								Datos mensuales							
	2017	2018	2019	II-19	III-19	IV-19	I-20	II-20	III-20	dic-19	ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20
PIB	3,96	3,24	2,60	2,08	1,82	1,68	-4,16	-21,51	-8,72	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
Índice de Producción Industrial (IPI)	3,19	3,03	3,04	1,52	0,98	0,29	-6,34	-24,35	-5,04	0,84	-2,92	-2,07	-14,14	-34,03	-24,63	-14,38	-6,05	-5,67	-3,38
Índice de producción industrial: bienes de equipo	4,09	4,48	4,33	2,72	1,43	3,36	-10,82	-37,69	-8,69	5,10	-1,29	-1,66	-29,69	-57,83	-36,79	-18,71	-11,11	-9,79	-5,12
Índice de producción industrial: bienes de consumo	0,96	1,36	1,30	3,41	1,91	0,20	-4,08	-17,94	-4,43	0,10	-2,36	-2,25	-7,74	-23,76	-20,05	-9,90	-4,08	-7,01	-2,14
Índice de producción industrial: bienes intermedios	5,18	5,16	5,17	-0,66	-1,29	-0,75	-5,60	-25,09	-3,15	-1,07	-2,21	-0,72	-13,86	-36,55	-23,92	-14,70	-5,19	-2,48	-1,76
Afiliados a la seguridad social	3,47	3,52	3,51	2,67	2,60	2,26	0,16	-4,32	-2,82	1,83	1,66	2,30	-3,41	-4,10	-3,85	-5,01	-3,20	-3,45	-1,81
Afiliados a la Seguridad Social- AAPP	4,03	4,26	4,32	3,21	2,59	2,11	1,57	-1,46	0,21	1,82	2,09	1,85	0,78	-1,29	-1,67	-1,40	-0,74	0,11	1,29
Afiliados a la seguridad Social: construcción	6,22	6,45	6,61	5,52	4,34	2,94	-2,31	-5,32	-0,47	1,82	1,96	2,14	-10,84	-8,37	-4,76	-2,87	-1,26	-0,06	-0,08
Indicador de confianza del consumidor	2,96	3,45	4,05	-1,00	-2,07	-4,30	-5,57	-23,90	-21,10	-4,90	-4,60	-2,50	-9,60	-23,10	-25,10	-23,50	-20,70	-22,50	-20,10
Indicador de confianza construcción	12,69	19,40	22,75	-3,73	0,93	-10,73	-8,03	-18,53	-16,87	-7,00	-12,00	-2,70	-9,40	-19,50	-9,60	-26,50	-17,00	-18,00	-15,60
Indicador del sentimiento económico	2,74	3,17	3,19	-4,75	-0,75	-3,87	-3,50	-26,05	-15,30	-0,68	-2,12	-1,34	-6,94	-29,45	-28,73	-19,94	-13,96	-18,27	-13,58
Indicador clima económico	2,74	3,17	3,19	-4,75	-0,75	-3,87	-3,50	-26,05	-15,30	-0,68	-2,12	-1,34	-6,94	-29,45	-28,73	-19,94	-13,96	-18,27	-13,58
Índice clima industrial: bienes de inversión	1,42	2,91	2,68	-5,03	7,67	-6,32	-7,98	-25,24	-10,84	-3,54	-3,41	2,27	-22,80	-27,18	-31,69	-16,86	-17,34	-14,95	-0,23
Índice clima industrial	3,23	3,10	2,44	-5,11	1,14	-2,98	-1,60	-26,71	-8,23	1,12	-0,74	1,76	-5,81	-31,80	-29,13	-19,19	-8,41	-11,74	-4,53
Consumo aparente de cemento	11,23	11,85	11,75	8,62	6,95	3,46	-13,14	-21,36	-2,02	-5,92	-7,98	-0,37	-31,10	-52,47	-7,24	-3,25	-3,79	0,65	-2,94
Consumo eléctrico	1,75	1,17	1,24	-2,45	-5,18	-1,74	-2,89	-12,86	-3,84	-1,24	-2,04	-0,35	-6,32	-16,92	-13,05	-8,54	-4,72	-2,93	-3,86
Indicador renta salarial real	3,50	3,80	3,97	4,44	5,02	4,43	1,61	-2,39	-1,07	3,57	2,85	3,95	-1,94	-1,98	-1,56	-3,62	-1,35	-1,78	-0,08
PMI compuesto avanzado	0,47	0,71	0,91	-0,27	-0,50	-1,31	-3,97	-8,44	-6,49	-1,74	-2,30	-2,95	-6,65	-10,30	-8,89	-6,12	-6,16	-6,53	-6,77
Índice del comercio al por menor, deflactado	3,69	3,69	3,60	2,31	3,69	2,50	-3,02	-16,02	-2,84	2,28	2,16	1,97	-13,09	-28,81	-16,83	-2,63	-2,90	-2,63	-3,00
Índice IBEX-35	17,03	17,58	16,75	-4,46	-5,58	6,22	-9,79	-23,49	-24,01	11,82	3,44	-5,98	-26,57	-27,67	-21,19	-21,39	-23,34	-21,19	-27,35
Créditos a familias y empresas deflactado por IPC	-4,33	-3,95	-3,66	-2,32	-1,44	-1,95	-34,56	...	...	-2,00	-2,00	-1,73	...	...	...	...	...	...	...
Crédito para rehabilitación y adquisición de vivienda	-2,70	-2,32	-1,82	-1,46	-1,55	-1,52	-1,83	-2,18	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
Utilización de la capacidad productiva	0,34	1,04	1,64	0,37	1,76	0,64	-0,74	-13,04	-11,12	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
Pagos del Estado	3,01	-3,84	-3,19	1,53	-0,17	0,64	-2,00	19,23	26,96	1,89	-0,29	-6,08	0,30	14,67	14,12	26,75	29,85	26,25	25,20
Entrada de turistas total	8,63	8,19	7,59	1,05	0,44	-0,28	-17,81	-113,38	-109,81	-0,21	-0,45	-0,78	-51,80	-103,24	-119,90	-117,06	-110,74	-110,24	-108,47
Pasajeros Aéreos	8,79	8,46	8,75	20,05	0,03	0,57	-22,97	-98,33	-76,32	0,35	-3,33	-2,65	-60,26	-99,43	-98,83	-96,01	-76,90	-71,11	-80,68
Pasajeros RENFE	3,07	3,01	3,16	-0,46	1,60	0,13	-17,89	-87,48	-59,82	0,96	1,72	3,21	-56,65	-96,09	-90,83	-75,80	-58,45	-59,00	-62,05
Importaciones de bienes deflactados por el índice del valor unitario	5,55	5,16	4,67	-0,99	5,49	-1,23	-35,21	...	...	-1,48	-3,94	-0,82	...	...	...	...	...	...	...
Importaciones totales	10,97	10,18	8,74	2,57	1,53	-2,17	-6,45	-32,57	-43,24	-1,72	-1,79	-0,88	-16,46	-37,07	-36,34	-24,13	-14,99	-14,21	...
Exportaciones totales	9,30	8,45	7,45	6,38	-0,06	1,96	-4,40	-28,36	-38,23	3,72	2,16	1,24	-16,25	-39,76	-31,02	-13,85	-7,68	-6,39	...
Matriculación de vehículos turismo	9,67	10,16	10,82	-3,01	-9,75	3,69	-25,40	-68,60	-8,70	1,35	-5,80	-0,50	-69,71	-96,27	-70,65	-39,02	-4,00	-5,40	-15,77
Matriculación de vehículos de carga	9,01	9,35	10,82	-1,03	-10,25	-5,18	-28,29	-54,65	-2,32	-11,58	-15,49	-9,81	-61,91	-86,58	-50,62	-26,70	3,09	-15,39	7,53

FUENTE: Elaboración propia.

En la tabla 12 se puede observar como el PIB, en el año 2019, ya estaba dando muestras de agotamiento en su tasa de crecimiento, obteniendo una tasa de 2,60% del crecimiento de la tasa anual y dando un 1,68% de la tasa anual de crecimiento en el cuarto trimestre de 2019, un agotamiento que también venían avisando las tasas de los indicadores macroeconómicos expuestos en ella.

Como se refleja en la tabla 12, los índices sobre la producción industrial evidencian una gran caída en la producción del país, retrocediendo sus tasas de crecimiento entre el 30 y el 50%, debido a, los meses de confinamiento, el desconfinamiento y los meses de verano parece que han conseguido mejorar los datos nefastos que se tenían en estos indicadores, las caídas en sus tasas son ahora menores del 10%. Los datos de las afiliaciones a la seguridad social evidencian que uno de los pilares de la economía española, el empleo, se ha visto gravemente perjudicado por la pandemia, con caídas en torno al 5%, lo que, puede ser una de las razones de la lenta recuperación que se espera para el país. Otro sector importante para la economía española y que gracias a los indicadores macroeconómicos mensuales podemos ver que ha sido muy afectado por la pandemia es el sector de la construcción, como por ejemplo la caída en el consumo aparente de cemento que ha sido en torno al 3% en el último mes; también se puede observar, como el sector exterior también ha sufrido consecuencias negativas a causa de la pandemia,

cayendo las exportaciones un 6% y las importaciones un 14% en el mes de agosto, pero sin duda, si hay un sector gravemente afectado y que está siendo la razón de más peso del por qué a España ha sido el país que más le ha afectado la crisis del coronavirus, es el sector servicios; los indicadores macroeconómicos referidos a explicar esta variable como son, por ejemplo, la entrada de turistas, -108% en el mes de septiembre, o los pasajeros aéreos, -80% en el último mes, y de RENFE, -60%, son los indicadores que mayores caídas han sufrido y, puesto que, la economía española se sustenta en el turismo, con las medidas que se han adoptado y se están adoptando, es una de las claves del desastre español, ya que, el turismo es el gran mermado por esta pandemia. Esto sumado a las pésimas expectativas que se tiene tanto por consumidores como por productores e inversores en España, como refleja los indicadores de opinión como el indicador de confianza de los consumidores (-22% último trimestre), el indicador de sentimiento económico (-15% último trimestre) o el índice de clima económico (-8% último trimestre) y el índice bursátil del IBEX-35 (-24% último trimestre), repercuten en que en España exista un clima de mucha incertidumbre.

Una de las conclusiones que podemos sacar de esto, es la gran utilidad que tienen los indicadores macroeconómicos de frecuencia mensual para anticipar la situación económica actual, antes de la publicación de los datos trimestrales del PIB y que nos pueden ayudar a la elaboración pronta de medidas político-económicas adecuadas para la situación actual del país. Por esto, los DFM pueden ser tan útiles y diferenciales a la hora de predecir variables de frecuencias trimestrales y de retardo en su publicación como puede ser el PIB español.

## **6. Conclusión**

La previsión en tiempo real de la economía española presenta una serie de problemas a la hora de realizar su seguimiento en el corto plazo, estos problemas se pueden solventar gracias a los modelos de factores dinámicos como el utilizado en este trabajo, dados los indicadores macroeconómicos utilizados en él, se puede observar que el modelo puede dar previsiones consistentes. El método se basa en modelos de factores dinámicos a gran escala que permiten al usuario evaluar el impacto de varios indicadores relevantes mensuales en las previsiones de crecimiento trimestrales. Gracias a este método, es más fácil anticipar los movimientos de la tasa de crecimiento del PIB y poder así elaborar políticas económicas acordes con la situación económica real.

Los factores obtenidos gracias a los indicadores económicos se pueden considerar como un buen indicador de la evolución de la economía española. Además, los modelos puestos a competir con el DFM han mostrado una peor precisión dando las previsiones. La ventaja diferencial de los DFM con estos modelos es que su base de datos se basa en indicadores de frecuencia mensual mientras que en los otros la base de sus datos son variables de frecuencia trimestral, lo que, provoca un retraso ostensible a la hora de obtener las predicciones sobre la variable a estudiar, en este caso el PIB. Por estos motivos, se considera que el modelo puede ser útil para construir previsiones precisas de la evolución económica española en curso.

Por otro lado, los indicadores macroeconómicos han demostrado que, por sí solos, pueden dar una percepción de cómo está la situación económica en un país, como se refleja en el apartado 5.4 de este trabajo. Así que, para concluir, se puede afirmar que el modelo da predicciones consistentes de la tasa de crecimiento del PIB español.

## **7. Bibliografía**

Angelini, E. and Camba-Méndez, G. and Giannone, D. and Reichlin, L. and Rünstler, G. (2008). "Short-term Forecasts of Euro Area GDP Growth", CEPR Discussion Paper 6746.

Antolin-Diaz, J. and Drechsel, T. and Petrella, I. (2017). "Tracking the Slowdown in Long-Run GDP Growth", *The Review of Economics and Statistics*, 99, 343-356.

Arencibia, A. and Gómez, A. and De Luis, A. and Pérez Quirós, G. (2018). "A short-term forecasting model for the Spanish economy: GDP and its demand components", *Occasional Papers 1801*, Banco de España; Occasional Papers Homepage.

Aruoba, S.B. and Diebold, F.X. and Scotti, C. (2009), "Real-Time Measurement of Business Conditions", *Journal of Business & Economic Statistics* 27, 417-427.

Barhoumi, K. and Brunhes-Lesage, V. and Darné, O. and Ferrara, L. and Pluyaud, B. and Rouvreau, B. (2008) "Monthly Forecasting of French GDP: A Revised Version of the Optim Model", *Banque of France Working Paper*, No. 222.

Burriel, P. and García, M. I. (2013). "Meeting our Destiny. A disaggregated euro area short term indicator model to forecast GDP (Y) growth", *Working Paper 1323*, Banco de España.

- Box, G. and Jenkins, M. (1976). "Time Series Analysis: Forecasting and Control", San Francisco: Holden-Day.
- Camacho, M. and Pérez Quirós, G. (2008). "Introducing the Euro-STING: Short Term Indicator of Euro Area Growth", Banco de España Working Paper 0807.
- Camacho, M. and Pérez Quirós, G. (2009). "Ñ-STING: España Short Term Indicator of Growth", Documentos de Trabajo, n.º 0912, Banco de España.
- Camacho, M. and Sancho, I. (2003). "Spanish diffusion indexes", Spanish Economic Review, 5, pp. 173-203.
- Cuevas, A. and Quilis, E. M. (2011). "A factor analysis for the Spanish economy", Serie 2012 3:311-338, SpringerLink.com.
- Cuevas, A. and Pérez Quirós, G. and Quilis, E.M. (2015). "Integrated model of short-term forecasting of the Spanish economy (MIPred model)", Airef Working Paper Series 2015.4.
- Doménech, R. and Camacho, M. (2010). "MICA-BBVA: A Factor Model of Economic and Financial Indicators for Short-term GDP Forecasting", Working Paper 10/21, BBVA Research.
- García, M. and Rubio-Ramírez, J.F. (2019). "Now-casting Spain", Documentos de trabajo 2019-03, FEDEA.
- Geweke, J. (1977), "The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series", in Latent Variables in Socio-Economic Models, 1977, North-Holland.
- Giannone, D. and Reichlin, L. and Small, D. (2008), "Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data", Journal of Monetary Economics, 55, 665-676.
- Gómez, V. and Maravall, A. (1996). "Programs TRAMO and SEATS. Instructions for the User (with some updates)", Working Paper 9628, Servicio de Estudios, Banco de España.
- Higgins, P.C. (2014). "A Model for GDP "Nowcasting", Federal Reserve Bank of Atlanta, Working Paper Series.2014-7.

Liu, P. and Matheson, T. and Romeu, R. (2012). "Real-time forecasts of economic activity for Latin American economies", *Economic Modelling*.

Marcellino, M. and Mazzi, G. L. and Proietti, T. (2008). "A Monthly Indicator of the Euro Area GDP", CEPR Discussion Paper No. DP7007.

Mariano, R. and Murasawa, Y. (2003). "A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series", *Journal of Applied Econometrics* 18: 427-443.

Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital de España (2020). "Síntesis de Indicadores Económicos", <http://serviciosede.mineco.gob.es/Indeco/default.aspx>

Nunes, L. (2005). "Nowcasting quarterly GDP growth in a monthly coincident indicator model", *Journal of Forecasting* 24: 575-592.

Sargent, T.J. and Sims, C.A. (1977), "Business Cycle Modeling Without Pretending to Have Too Much A-Priori Economic Theory", in *New Methods in Business Cycle Research*, ed. Federal Reserve Bank of Minneapolis.

Stock, J. and Watson, M. (1991). "A probability model of the coincident economic indicators", in Kajal Lahiri and Geoffrey Moore (Eds.), *Leading economic indicators, new approaches and forecasting records*, Cambridge University Press, Cambridge.

Stock, J. and Watson, M. (2011). "Dynamic Factor Models", In *Oxford Handbook on Economic Forecasting*, eds. Michael P. Clements and David F. Hendry. Oxford: Oxford University Press.

Tena, J. D. and Godoy, C. (2010). "Predicción utilizando modelos desagregados por componentes", *Serie de Documentos de Trabajo EconUdeC* 2010-2008.