
Modelos de alta frecuencia para la economía vasca: MAFE y SASCAE

Guillermo García López¹

Julián Moral Carcedo¹

Julián Pérez García¹

Maidor Urquijo Martínez²

¹ Instituto Lawrence R. Klein-UAM y CEPREDE-Centro de Predicción

² Dirección de Economía y Planificación-Gobierno Vasco

2022 / III

EUSKO JAURLARITZA



GOBIERNO VASCO

EKONOMIA ETA OGASUN
SAILA
Ekonomia eta Plangintza Zuzendaritza

DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA
Y HACIENDA
Dirección de Economía y Planificación

IKERKETAK EKONOMIAZ

Ikerketak-Ekonomiaz Eusko Jaurlaritzako Ekonomia eta Plangintza Zuzendaritzaren argitalpen elektronikoa da. EAEko ekonomian arreta jartzen duten zuzendaritza barruko zein kanpoko ekonomisten lanak biltzen ditu, bai ekonomia analisiaren ikuspegitik bai politika publikoenetik. Argitalpenaren helburua gure ekonomiaren alderdi garrantzitsuenen ezagutzan eta diagnostikoan sakontzea da, eta eztabaida zein politika ekonomikoaren arrazoibide onena eskaintzea. Bertan adierazten diren iritziak egileenak bakarrik dira eta ez dute zertan Eusko Jaurlaritzako Ekonomia eta Ogasun Sailaren jarrera ofizialarekin bat etorri.

Ikerketak-Ekonomiaz es una publicación electrónica de la Dirección de Economía y Planificación del Gobierno Vasco que recoge trabajos, tanto de economistas de la propia dirección como del exterior, que versan sobre la economía vasca desde la perspectiva del análisis económico y de las políticas públicas. Su objetivo es profundizar en el conocimiento y diagnóstico de aspectos relevantes de nuestra economía y propiciar el debate y la mejor fundamentación de la política económica. Los puntos de vista expresados en ella son de exclusiva responsabilidad de los autores y las autoras, que no tienen por qué coincidir con la posición oficial del Departamento de Economía y Hacienda del Gobierno Vasco.

DICIEMBRE 2022



Ekonomia eta Plangintza
Zuzendaritza

Dirección de Economía
y Planificación

Resumen

Shocks económicos recientes han dejado en evidencia la necesidad de contar con indicadores para el seguimiento de la evolución de la actividad a corto plazo y de los efectos de las políticas económicas adoptadas. El auge del big data ha permitido contar con series de datos de mayor frecuencia y disponibles a menor plazo que las variables habitualmente utilizadas en la econometría tradicional, y ha propiciado el desarrollo de una nueva generación de metodologías de estimación y filtrado basadas en técnicas de aprendizaje automático, no exentas de limitaciones y riesgos cuando son aplicadas a la predicción económica. En este trabajo se presentan los modelos de predicción y seguimiento a corto y muy corto plazo de la economía vasca utilizados por la Dirección de Economía y Planificación del Gobierno Vasco para predecir el crecimiento del PIB y proporcionar indicios fiables del comportamiento de la economía de forma adelantada a los datos oficiales. El modelo de alta frecuencia MAFE realiza predicciones mensuales y se utiliza para el cálculo del “Termómetro de la Economía Vasca”, un índice asociado al nivel de crecimiento/decrecimiento de la economía vasca para el mes anterior. Por su parte, el modelo SASCAE permite obtener un rastreador semanal de la evolución de la actividad económica de Euskadi.

Palabras clave: *modelos de alta frecuencia, análisis factorial dinámico, red neuronal, big data, economía vasca, MAFE, SASCAE.*

Códigos JEL: *C51, C53, E13*

Laburpena

Shock ekonomiko berriek agerian utzi dute adierazleak behar direla epe laburreko jardueraren bilakaeraren eta hartutako politika ekonomikoen ondorioen jarraipena egiteko. Big dataren gorakadak aukera eman du ohiko ekonometrian erabiltzen diren aldagaiak baino maiztasun handiagoko eta epe laburragorako datu-serieak edukitzeko, eta ikaskuntza automatikoko tekniketari oinarritutako zenbatespen- eta iragazte-metodologiaren belaunaldi

berri bat garatzea ahalbidetu du, aurreikuspen ekonomikoari aplikatzen zaizkionean mugak eta arriskuak izan arren. Lan honetan, BPGren hazkundera aurreikusteko eta ekonomiaren portaeraren zantzu fidagarriak datu ofizialetara aurreratuta emateko, Eusko Jaurlaritzako Ekonomia eta Plangintza Zuzendaritzak erabiltzen dituen euskal ekonomiaren epe labur eta oso laburrerako jarraipen- eta iragarpen-ereduak aurkezten dira. MAFE maiztasun handiko ereduak hileko iragarpenak egiten ditu, eta "Euskal Ekonomiaren Termometroa" kalkulatzeko erabiltzen da (aurreko hilerako EAEko ekonomiaren hazkunde-/beherapen-mailari lotutako indizea). Bestalde, SASCAE ereduak aukera ematen du Euskadiko jarduera ekonomikoaren bilakaeraren asteroko aztarnari bat lortzeko.

Hitz gakoak: maiztasun handiko ereduak, faktore-analisi dinamikoa, neurona-sare, big data, euskal ekonomia, MAFE, SASCAE.

JEL sailkapena: C51, C53, E13

Abstract

Recent economic shocks have revealed the need for indicators to monitor the changes over time in short-term activity and the effects of economic policies adopted. The onset of Big Data means that higher-frequency data series have become available more quickly than the variables usually used in conventional econometrics. This has led to the development of a new generation of estimation and filtering methods based on automatic learning techniques. These techniques are not without their limitations and risks when applied to economic forecasting. This study presents the short and very-short-term forecasting and monitoring models used by the Basque Government's Directorate for Economic Affairs and Planning to forecast GDP growth and provide reliable indicators of the performance of the economy in advance of the publication of official data. The MAFE high-frequency model makes monthly forecasts. It is used to calculate a "thermometer" for the Basque economy, i.e. an index associated with the level of positive/negative growth in the Basque economy in the previous month. The

SASCAE model provides a weekly tracker of the trends in economic activity in the Basque Country.

Keywords: *high frequency models, dynamic factor analysis, neural network, big data, Basque economy, MAFE, SASCAE.*

JEL codes: *C51, C53, E13*

Índice

1. Introducción	7
2. Modelo de alta frecuencia de la economía: MAFE	10
2.1. Antecedentes.....	11
2.2. Estructura del modelo.....	12
2.3. Base de datos.....	13
2.4. Metodología y estimación del modelo	18
3. Modelo de seguimiento semanal de la CAE: SASCAE	25
3.1. Antecedentes.....	26
3.2. Estructura del modelo.....	30
3.3. Tratamiento de la base de datos de Google Trends	35
3.4. Metodología de elaboración del indicador.....	43
3.5. Limitaciones del modelo de seguimiento semanal de la actividad económica	47
4. Ejemplos prácticos.....	49
4.1. Modelo MAFE	49
4.2. Modelo SASCAE	49
Referencias.....	51
Anexos	55

1. Introducción

Tal y como se indicaba en el anterior volumen de esta serie de Ikerketak Ekonomiaz dedicado a los modelos estructurales clásicos ELUSE y MOSTEVA, y siguiendo la línea de colaboración del Centro de Predicción Económica-CEPREDE con la Dirección de Economía y Planificación del Departamento de Economía y Hacienda del Gobierno Vasco, se presenta este segundo volumen que integra la descripción metodológica de los modelos de predicción y seguimiento a corto y muy corto plazo diseñados para la economía vasca.

El objetivo de estos modelos, denominados MAFE¹ y SASCAE², es predecir y rastrear el crecimiento del PIB en un plazo muy corto y de forma más adelantada que la ofrecida por la estadística oficial, que se hace pública trimestralmente y cuyas primeras estimaciones suelen estar disponibles varias semanas después del término del trimestre.

El crecimiento exponencial de los datos disponibles ha hecho que se pueda contar con información casi a tiempo real, que permite aproximar la evolución de la actividad a frecuencias más altas, y contribuir así a reducir la incertidumbre sobre la marcha de la economía y sobre los efectos a corto plazo de la política económica en épocas de crisis o cambios abruptos.

Con la aparición de muchas más variables de las tradicionalmente utilizadas para la estimación, a menudo con relaciones entre ellas que no se sustentan en una teoría económica clara, surge la necesidad de explorar nuevas metodologías de estimación y filtrado. Ejemplo de ello son los modelos factoriales dinámicos, que buscan explicar el comportamiento de una variable mediante factores o variables latentes presentes en un conjunto de series altamente correlacionadas, o las redes neuronales, que consideran desconocida la relación entre las variables y dan peso a cada una según su capacidad para generar la serie observada de la variable explicada.

Sin embargo, como ya se expuso en el anterior volumen de este monográfico, la modelización con algoritmos puede resultar en un sobreajuste a la muestra disponible que no tiene por qué corresponderse con una mejora en la precisión de las

¹ Acrónimo de Modelo de Alta Frecuencia de la Economía.

² Acrónimo de Modelo de Seguimiento de Actividad Semanal de la CAE.

previsiones. Las muestras de datos masivos permiten con frecuencia encontrar relaciones no observables entre variables, a menudo sin carga causal aparente, que no se encontrarían con metodología más tradicional, e incorporarlas en los modelos mejora la precisión de las predicciones. No obstante, cabe la posibilidad de que, al aumentar el grado de complejidad de los modelos, se incurra en una sobre parametrización que genere un grado de ajuste muy elevado a la muestra inicial, pero que tenga un pobre desempeño predictivo al incorporar pautas que son específicas de la muestra pero irrelevantes en datos futuros.

Por ello, una de las características de la modelización con aprendizaje automático reside en la necesidad de comprobar la capacidad predictiva de los modelos fuera de los datos utilizados para el entrenamiento del algoritmo, es decir, la muestra disponible se divide entre una sub-muestra de entrenamiento y una sub-muestra de validación. En todo caso, el esfuerzo por minimizar el error debe equilibrarse con el esfuerzo por evitar el sobreajuste.

Con todo, los modelos ganan en complejidad y capacidad predictiva, pero se pierde parte de la interpretación sobre las causas que dan lugar a los resultados, ya que las relaciones entre las variables a menudo no son observables, y la modelización con algoritmos, por su propia naturaleza, se focaliza en minimizar el error de predicción y no en proporcionar una lectura de los motivos que explican los resultados. Es por ello interesante para el analista contar con previsiones realizadas con modelos basados en metodologías diversas, ya que, con frecuencia, resultan complementarias.

El modelo MAFE, que surge del análisis factorial dinámico de una batería de indicadores de frecuencia mensual, es la base para el cálculo de la herramienta de análisis "Termómetro de la Economía Vasca", que consiste en un índice que se publica la primera semana de cada mes, cuyo valor se asocia con el nivel de crecimiento/decrecimiento de la economía vasca para el mes anterior.

Por su parte, el modelo SASCAE consigue, al término de cada semana, estimar el comportamiento económico de la anterior mediante técnicas de aprendizaje automático aplicadas a series de datos de muy alta frecuencia. La naturaleza del modelo hace que sea procedente una revisión periódica de su especificación; sin embargo, el grado de predicción que están ofreciendo los resultados semana tras

semana permite entrever que será una herramienta cada vez más utilizada para complementar al resto de los modelos de predicción.

El trabajo se estructura de la siguiente forma. Tras esta Introducción, prosigue con otros tres apartados. Los apartados segundo y tercero describen los modelos MAFE y SASCAE, respectivamente. Finalmente, el cuarto y último apartado recoge dos ejemplos prácticos de los resultados de ambas herramientas de predicción.

2. Modelo de alta frecuencia de la economía: MAFE

El modelo MAFE se basa en los modelos de alta frecuencia planteados inicialmente por Klein (1989), basados en la técnica de Componentes Principales.

Esta metodología se centra en la idea de que, dado a un conjunto de variables altamente correlacionadas con una variable de referencia, es posible construir un conjunto de indicadores que son combinaciones lineales no correlacionadas y que explican la variación total del conjunto inicial; de forma que se pueden utilizar los componentes principales (factores) como variables explicativas del indicador de estudio.

Una vez se cuenta con los factores, y siendo el objetivo del estudio no solo la obtención de una serie mensual del agregado, sino la predicción del mismo, es necesario obtener predicciones de los factores obtenidos en la etapa anterior.

A tal fin se utilizan técnicas de predicción basadas en modelos autorregresivos tipo ARIMA, que nos permitirán obtener una predicción fiable de los factores obtenidos.

Así, una vez estimados los factores y sus predicciones (mensuales), junto con el PIB del País Vasco (trimestral), se obtiene un indicador mensual del PIB con sus correspondientes predicciones a través de la aplicación de técnicas de desagregación temporal tipo Chow-Lin (1971).

Adicionalmente, y dado que se podrían obtener dos cifras alternativas de evolución del PIB de la CAE en función del enfoque de cálculo seleccionado (Oferta o Demanda Agregada), se procede a la aplicación de procedimiento de congruencia (benchmarking) para recuperar una única estimación del agregado que sea consistente con ambos enfoques, utilizando para ello las propuestas de Di Fonzo y Marini (2003).

Del mismo modo, una vez realizada la predicción de los factores, y a través de la matriz de cargas factoriales obtenida en la realización de componentes principales, se puede invertir el proceso obteniendo predicciones de los indicadores seleccionados para la realización del estudio.

2.1. Antecedentes

Las primeras referencias a este tipo de modelos se encuentran en el enfoque presentado por Liu y Hwa (1974), en el que los autores utilizaron series mensuales para interpolar datos trimestrales de la Contabilidad Nacional y elaborar un sistema de contabilidad con periodicidad mensual.

Posteriormente, hacia finales de los años setenta y principios de la década de los ochenta, se desarrollaron nuevas aplicaciones de alta frecuencia, como el modelo econométrico mensual de la Reserva Federal, para estimar y predecir el producto nacional mensual, así como los modelos VAR y VARMA que dan origen al modelo de alta frecuencia de la Universidad de Míchigan.

Pero fue a finales de la década de los ochenta cuando se inició la elaboración de los denominados «modelos del trimestre corriente», diseñados originariamente por Klein y Sojo (1989), y en los que se plantean tres modelos alternativos para obtener el cálculo del PIB trimestral: uno, derivado de indicadores del PIB desde la óptica de demanda tradicional; el segundo, relacionado con un modelo de renta u oferta; y finalmente, una tercera propuesta basada en el análisis de componentes principales (Klein y Park, 1993, 1995).

Tras las aplicaciones iniciales de Klein para la economía norteamericana, se han desarrollado modelos de este tipo para otras muchas economías, como la japonesa (Inada, 2003), la mexicana (Coutiño, 2002), hongkonesa (Chan, 2000) o la rusa (Klein, Eskin y Roudoi, 2003).

También pueden encontrarse referencias para el agregado de la Unión Europea en Grassman y Keereman (2001) y Baffigi, Golinelli y Parigi (2002).

Para la economía española, CEPREDE ha desarrollado modelos de este tipo, tanto para el agregado del PIB nacional como para los datos desagregados por CC.AA., generando, de forma regular, predicciones actualizadas del PIB mensual, congruentes para el total nacional y cada una de las regiones.

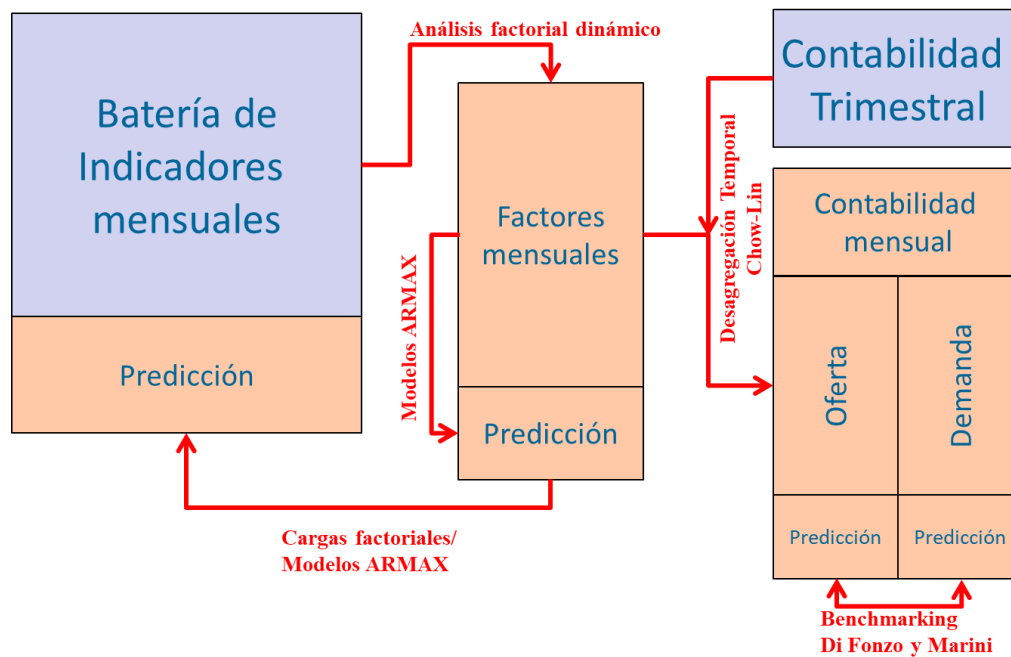
2.2. Estructura del modelo

Para la implementación del modelo diseñado es necesario abordar el conjunto de las etapas que se detallan a continuación:

- Selección de la batería de indicadores disponibles.
- Aplicación de los procedimientos de componentes principales a los indicadores disponibles para cada agregado y obtención de los factores específicos de cada uno de ellos.
- Cálculo de predicciones de los factores mediante técnicas ARIMA.
- Obtención de los indicadores mensuales iniciales para cada uno de los agregados mediante procedimientos de desagregación temporal tipo Chow-Lin.
- Cálculo del agregado total de PIB mediante procedimientos de congruencia con restricciones longitudinales y transversales (benchmarking) tipo Di Fonzo y Marini.
- Obtención de las predicciones de los indicadores específicos a partir de las cargas factoriales obtenidas en la etapa 2 o mediante procedimientos de tipo ARMAX utilizando los factores como variables exógenas de los modelos específicos de cada indicador.

De forma conjunta, el modelo completo seguiría una estructura como la que se ilustra en la figura 1.

Figura 1. Estructura del modelo de alta frecuencia MAFE



Fuente: CEPREDE

2.3. Base de datos

La primera fase del proceso se centra en la selección de los indicadores para cada una de las magnitudes de la contabilidad trimestral que se pretende desagregar, teniendo en cuenta que deben cumplir una serie de condiciones como son su nivel de actualización y la disponibilidad de series temporales suficientemente largas.

Bajo estas restricciones, la versión actual del modelo MAFE incorpora un total de 110 indicadores mensuales distribuidos entre las diferentes magnitudes agregadas, tal y como se recoge en la tabla 1.

Tabla 1. Distribución de los indicadores mensuales

Demanda		Oferta	
Consumo privado	7	Primario	4
Consumo público	5	Industria	8
Inversión	19	Construcción	12
Exportaciones	17	Servicios	23
Importaciones	13	Impuestos	2

El detalle de los indicadores y las fuentes específicas para cada una de las magnitudes se recoge en la tabla 2.

Tabla 2. Indicadores para las variables de demanda agregada

Fuente	Variable	Disponibilidad	Código
Consumo privado			
Eustat y Coyuntura Gobierno Vasco	Índice de producción industrial bruto por índice (2010=100), Bienes de Consumo	01/95	CPR1
Boletín de coyuntura regional	Índice de ventas de grandes superficies (precios constantes) General País Vasco	01/97	CPR2
Eustat	Índice de ventas en grandes superficies Desestacionalizado	01/97	CPR3
Coyuntura Gobierno Vasco	Paro registrado	01/01	CPR4
Ministerio de Trabajo	Trabajadores en alta laboral. Total regímenes País Vasco	01/88	CPR5
Coyuntura Gobierno Vasco	Matriculación de turismos	01/83	CPR6
Coyuntura Gobierno Vasco	Recaudación de las diputaciones forales: Total impuestos indirectos	01/99	CPR7
Indicadores de Consumo Público			
Coyuntura Gobierno Vasco	Recaudación de las diputaciones forales: Total impuestos indirectos	01/99	CPU1
Coyuntura Gobierno Vasco	Recaudación de las diputaciones forales: Total tributos concertados	01/99	CPU2
Coyuntura Gobierno Vasco	Gastos Gobierno Vasco: gastos corrientes (valores mensuales acumulados)	01/90	CPU3
Coyuntura Gobierno Vasco	Gastos Gobierno Vasco: gastos de capital (valores mensuales acumulados)	01/90	CPU4
Coyuntura Gobierno Vasco	Gastos Gobierno Vasco: total (valores mensuales acumulados)	01/90	CPU5
Indicadores de Inversión			
Eustat	Índice de producción industrial bienes de equipo	01/95	INV1
SEOPAN	Licitación oficial (total)	01/96	INV2
SEOPAN	Licitación oficial (edificación)	01/96	INV3
SEOPAN	Licitación oficial (obra civil)	01/96	INV4
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Edificación. Administraciones Públicas	01/89	INV5
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas Obra Civil. Administraciones Públicas	01/89	INV6
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Total Construcción. Administraciones Públicas	01/89	INV7
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Total Construcción. Estado y Seguridad Social	01/89	INV8
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Total Construcción. Entes Territoriales	01/89	INV9
Ministerio de Fomento y Coyuntura	Certificaciones fin de obra. Nº Viviendas Total	01/92	INV10

Boletín de coyuntura regional	Viviendas iniciadas	01/85	INV11
Boletín de coyuntura regional	Viviendas terminadas	01/85	INV12
Boletín de coyuntura regional	Hipotecas inmobiliarias. Número	07/96	INV13
Boletín de coyuntura regional	Hipotecas inmobiliarias. Importe	07/96	INV14
Boletín de coyuntura regional	Indicador de clima industrial	01/93	INV15
Coyuntura Gobierno Vasco	Matriculación de vehículos. Camiones	01/95	INV16
Coyuntura Gobierno Vasco	Matriculación de vehículos. Tractores	01/95	INV17
Boletín de coyuntura regional	Matriculación de vehículos de carga	01/83	INV18
Boletín de coyuntura regional	Importaciones de bienes de capital	01/91	INV19
Indicadores de Exportaciones			
INE	Índice general de producción industrial (España)	01/95	EXP1
Eurostat	Índice general de producción industrial (excluida construcción) (UE-27)	01/95	EXP2
Eurostat	Índice general de producción industrial (excluida construcción) (Zona Euro)	01/95	EXP3
Eustat	Pernoctaciones de viajeros en Euskadi por procedencia (Nacionales)	01/92	EXP4
Eustat	Pernoctaciones de viajeros en Euskadi por procedencia (Extranjeros)	01/92	EXP5
Eustat	Nº de entradas de viajeros en Euskadi por procedencia (Nacionales)	01/92	EXP6
Eustat	Nº de entradas de viajeros en Euskadi por procedencia (Extranjeros)	01/92	EXP7
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de coyuntura regional	Transporte aéreo de viajeros. TOTAL	01/80	EXP8
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de coyuntura reg.	Transporte aéreo de viajeros. NACIONAL	01/80	EXP9
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de coyuntura regional	Transporte aéreo de viajeros. INTERNACIONAL	01/80	EXP10
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de aviones. TOTAL	01/95	EXP11
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de aviones. NACIONAL	01/95	EXP12
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de aviones. INTERNACIONAL	01/95	EXP13
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de mercancías. TOTAL	01/95	EXP14
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de mercancías. NACIONAL	01/95	EXP15
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de mercancías. INTERNACIONAL	01/95	EXP16
Boletín de coyuntura regional	Exportaciones totales. País Vasco	01/91	EXP17

Indicadores de Importaciones			
Coyuntura Gobierno Vasco	Índice general de producción industrial (País Vasco)	01/95	IMP1
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de coyuntura reg.	I.A.I.(Índice de actividad industrial) General (1990=100)	01/85	IMP2
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de coyuntura reg.	Transporte aéreo de viajeros. TOTAL	01/95	IMP3
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de coyuntura regional	Transporte aéreo de viajeros. NACIONAL	01/95	IMP4
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de coyuntura regional	Transporte aéreo de viajeros. INTERNACIONAL	01/95	IMP5
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de aviones. TOTAL	01/95	IMP6
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de aviones. NACIONAL	01/95	IMP7
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de aviones. INTERNACIONAL	01/95	IMP8
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de mercancías. TOTAL	01/95	IMP9
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de mercancías. NACIONAL	01/95	IMP10
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de mercancías. INTERNACIONAL	01/95	IMP11
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de coyuntura regional	Coyuntura industrial: Nivel de cartera de pedidos de la industria	01/93	IMP12
Boletín de coyuntura regional	Importaciones totales. País Vasco	01/91	IMP13
Indicadores de Agricultura			
MTASS	Afiliados a la Seguridad Social. Sector primario	01/05	AGR1
INE	Precios percibidos por los agricultores	01/05	AGR2
INE	Precios pagados por los agricultores	01/05	AGR3
Aduanas/COMEXT	Exportaciones CUCI 01-10	01/05	AGR4
Indicadores de Industria			
MTASS	Afiliados en industria	01/95	IND1
Boletín de coyuntura	Indicador de clima industrial filtrado	01/93	IND2
Boletín de coyuntura regional	Exportaciones totales. País Vasco	01/91	IND3
Eustat	Índice general de producción industrial corregido (País Vasco)	01/95	IND4
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de Coyuntura Regional	Coyuntura industrial: Nivel de cartera de pedidos de la industria	01/93	IND5
Coyuntura Gob. Vasco y Boletín de coyuntura regional	I.A.I.(Índice de actividad industrial) General (1990=100)	01/85	IND6
Comext	Importaciones de materias primas	01/95	IND7
Comext	Importaciones de semi-manufacturas	01/95	IND8
Indicadores de Construcción			
MTASS	Afiliados en construcción	01/95	CST1
SEOPAN	Licitación oficial (total)	01/96	CST2
SEOPAN	Licitación oficial (edificación)	01/96	CST3
SEOPAN	Licitación oficial (obra civil)	01/96	CST4

Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Edificación. País vasco. Administraciones Públicas	01/89	CST5
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Obra civil. País vasco. Administraciones Públicas	01/89	CST6
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Total Construcción. País Vasco. Administraciones Públicas	01/89	CST7
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Total Construcción. País vasco. Estado y Seguridad Social	01/89	CST8
Ministerio de Fomento	Licitación oficial por comunidades autónomas. Total Construcción. País Vasco. Entes Territoriales	01/89	CST9
Ministerio de Fomento y Coyuntura Gob. Vasco	Certificaciones fin de obra. Nº viviendas. TOTAL	01/92	CST10
Boletín de coyuntura regional	Viviendas iniciadas	01/85	CST11
Boletín de coyuntura regional	Viviendas terminadas	01/85	CST12
Indicadores de Servicios			
MTASS	Afiliados en servicios	01/95	SER1
Boletín de coyuntura regional	Índice de ventas de grandes superficies (precios constantes) (datos brutos) General	01/97	SER2
Eustat	Índice de ventas en grandes superficies. Corregido. General (corrientes)	01/97	SER3
Eustat	Índice de ventas en grandes superficies. Corregido. Alimentación (corrientes)	01/97	SER4
Eustat	Índice de ventas en grandes superficies. Corregido. Resto de productos (corrientes)	01/97	SER5
Eustat	Pernoctaciones de viajeros en Euskadi por procedencia (Nacionales)	01/92	SER6
Eustat	Pernoctaciones de viajeros en Euskadi por procedencia (Extranjeros)	01/92	SER7
Eustat	Nº de entradas de viajeros en Euskadi por procedencia (Nacionales)	01/92	SER8
Eustat	Nº de entradas de viajeros en Euskadi por procedencia (Extranjeros)	01/92	SER9
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de Coyuntura Regional	Transporte aéreo de viajeros. NACIONAL	01/80	SER10
Coyuntura Gobierno Vasco y Boletín de Coyuntura Regional	Transporte aéreo de viajeros. INTERNACIONAL	01/80	SER11
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de aviones. NACIONAL	01/95	SER12
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de aviones. INTERNACIONAL	01/95	SER13
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de mercancías. NACIONAL	01/95	SER14
Coyuntura Gobierno Vasco	Tráfico de mercancías. INTERNACIONAL	01/95	SER15
Eustat	Grado de ocupación hotelera por plazas	01/95	SER16

INE	Transporte Urbano Regular General Viajeros	01/95	SER17
INE	Transporte Metropolitano. Viajeros. Bilbao	01/95	SER18
INE	Nº hipotecas total fincas	01/95	SER19
INE	Hipotecas importe	01/95	SER20
Coyuntura Gobierno Vasco	Gastos Gobierno Vasco: gastos corrientes	01/90	SER21
Coyuntura Gobierno Vasco	Gastos Gobierno Vasco: gastos de capital	01/90	ser22
Coyuntura Gobierno Vasco	Gastos Gobierno Vasco: Total	01/90	ser23
Indicadores de Impuestos			
Coyuntura Gobierno Vasco	Recaudación de las diputaciones forales: Total impuestos indirectos	01/99	IMPU1
Coyuntura Gobierno Vasco	Recaudación de las diputaciones forales: Total tributos concertados	01/99	IMPU2

En términos generales, la mayoría de los indicadores se incorporan en diferencias logarítmicas interanuales $DLOG(Ind_t) = \ln(Ind_t) - \ln(Ind_{t-12})$ en el mes corriente y con uno y dos retardos, a excepción del indicador de cartera de pedidos en la industria y el indicador de clima industrial filtrado, que se recogen directamente en niveles.

2.4. Metodología y estimación del modelo

El modelo elaborado combina, tal y como se recogía al principio del apartado, diversas técnicas estadístico-econométricas como son el análisis factorial dinámico, los modelos de series temporales, los métodos de desagregación temporal y los sistemas de conciliación.

El Análisis Factorial Dinámico tiene su origen en el análisis factorial clásico, que postula que un conjunto de n series Y_t puede expresarse en función de un conjunto de Factores F_t , ortogonales entre ellos, que recojan la totalidad de la varianza conjunta de las series originales, de forma que el primero y los sucesivos factores vayan recogiendo la mayor cantidad posible de dicha varianza conjunta.

$$Y_t = \Lambda F_t + \varepsilon_t \quad [2.1]$$

La extensión dinámica consiste en la extensión del conjunto inicial de variables a analizar con sus sucesivos retardos i , de forma que los factores comunes recojan además los posibles desfases entre las diferentes series (indicadores adelantados y retardados).

$$Z_t = \{Y_{1,t}, Y_{2,t}, \dots; Y_{n,t}, Y_{1,t-1}, Y_{2,t-1}, \dots; Y_{n,t-1}, \dots, Y_{1,t-i}, Y_{2,t-i}, \dots; Y_{n,t-i}\} \quad [2.2]$$

Los factores inobservables F_t se obtienen aplicando el procedimiento de Componentes principales al conjunto de variables observables Z_t .

$$F_t = QZ_t \Rightarrow f_{1,t} = q_1 z_{1,t} + q_2 z_{2,t} + \dots + q_r z_{r,t} \quad \text{con } r = n * (i + 1) \quad [2.3]$$

Generalmente, los factores así obtenidos presentan una distribución de la varianza total explicada que va descendiendo de forma exponencial, siendo habitual seleccionar como relevantes aquellos factores que presentan autovalores superiores a la unidad.

Los modelos ARIMA responden al acrónimo de procesos AutoRegresivos, Integrados, y Medias móviles (Moving Average), y fueron planteados inicialmente por George Box y Gwilym Jenkins en 1970. La idea subyacente fundamental consiste en admitir que las series temporales son generadas mediante un Proceso Generador de Datos que puede ser identificado y cuantificado y que, por tanto, pueden ser inferidos sus valores a futuro.

De esta forma, cualquier serie temporal puede representarse mediante una combinación de procesos conocidos (ARIMA).

$$\nabla Y_t = \rho_1 \nabla Y_{t-1} + \rho_2 \nabla Y_{t-2} + \dots + \rho_p \nabla Y_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_p a_{t-p} \quad [2.4]$$

La extensión ARMAX, o su especificación tradicional de Funciones de Transferencia, admite además la incorporación de variables exógenas explicativas del proceso $X_{i,t}$.

$$\begin{aligned} \nabla Y_t = & \beta_0 + \beta_1 X_{1,t} + \dots + \beta_k X_{k,t} + \\ & \rho_1 \nabla Y_{t-1} + \rho_2 \nabla Y_{t-2} + \dots + \rho_p \nabla Y_{t-p} + \\ & a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_p a_{t-p} \end{aligned} \quad [2.5]$$

Así, una vez estimados los coeficientes, y conocidos los valores futuros de las exógenas $X_{i,t+s}$, se pueden proyectar los valores de las variables de interés Y_{t+s} .

Los métodos de desagregación temporal tienen como objetivo obtener una variable en una frecuencia superior a la original que cumpla la restricción longitudinal de

agregación. En 1971, Chow y Lin propusieron un método de desagregación temporal basado en la disponibilidad de una o diversas variables proxy $Xk_{m,t}$ medidas en alta frecuencia y altamente relacionadas con la variable de interés $Y_{q,t}$.

La implementación del modelo parte de la estimación de una regresión en baja frecuencia entre la variable a desagregar y los indicadores.

$$Y_{q,t} = \beta_0 + \beta_1 * X1_{q,t} + \dots + \beta_k * Xk_{q,t} + \varepsilon_{q,t} \quad [2.6]$$

A continuación, se obtienen unos valores iniciales en alta frecuencia aplicando los coeficientes estimados a los valores de las variables proxy.

$$\widehat{Y}_{m,t} = \widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1 * X1_{m,t} + \dots + \widehat{\beta}_k * Xk_{m,t} \quad [2.7]$$

El cumplimiento de la restricción longitudinal o de agregación se garantiza agregando a la serie inicial de alta frecuencia los residuos de la regresión en baja frecuencia, distribuidos en función de la estructura de la perturbación aleatoria del modelo.

$$Y_{m,t} = \widehat{Y}_{m,t} + \omega_m * \widehat{\varepsilon}_{q,t} \quad B = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & \vdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad [2.8]$$

$\omega_m = \widehat{\Sigma}_q * B * \widehat{\Sigma}_m^{-1}$
 con $\widehat{\Sigma}_q = B' \widehat{\Sigma}_m B$ y B operador agregación

Chow y Lin proponen un modelo de alta frecuencia que sigue un AR(1), por lo que su matriz de varianzas y covarianzas será la siguiente:

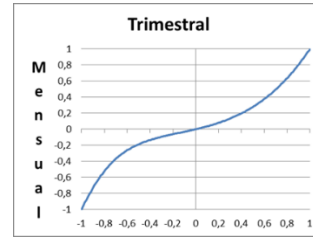
$$u_t = \rho u_{t-1} + a_t \quad a_t \approx N(0, \sigma^2)$$

$$\widehat{\Sigma}_m = \frac{\sigma^2}{(1-\rho^2)} \begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho^2 & \dots & \rho^{n-1} \\ \rho & 1 & \rho & \dots & \rho^{n-2} \\ \rho^2 & \rho & 1 & \dots & \rho^{n-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{n-1} & \rho^{n-2} & \rho^{n-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$\widehat{\Sigma}_q = B' \widehat{\Sigma}_m B$$

$$\rho_q = \frac{\rho_m^5 + 2\rho_m^4 + 3\rho_m^3 + 2\rho_m^2 + \rho_m}{2\rho_m^2 + 4\rho_m + 3}$$

[2.9]



El problema de la conciliación de series o benchmarking surge cuando se busca desagregar un conjunto de s series $Y_{s,q,t}$ que además deben cumplir una restricción transversal entre ellas.

$$\sum_{s1} Y_{s1,t} = \sum_{s2} Y_{s2,t} \Rightarrow \sum_{s1} Y_{s1,t} + \sum_{s1} Y_{s1,t} = 0 \quad [2.10]$$

Di Fonzo y Marini propusieron en 2003 un método que permite conciliar conjuntos de series que deben cumplir tanto la restricción longitudinal (agregación) como la transversal.

$$|Y_{s,t}| = |\widehat{Y}_{s,t}| + \Omega * Hw' * [Hw * \Omega * Hw']^{-1} * (W - Hw * |\widehat{Y}_{s,t}|) \quad [2.11]$$

donde:

$$|\widehat{Y}_{s,t}| = \begin{bmatrix} \widehat{Y}_{1,1} \\ \vdots \\ \widehat{Y}_{1,n} \\ \widehat{Y}_{2,n} \\ \vdots \\ \widehat{Y}_{2,n} \\ \vdots \\ \widehat{Y}_{s,n} \\ \vdots \\ \widehat{Y}_{s,n} \end{bmatrix} \quad W = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ Y1_q \\ \vdots \\ Ys1_q \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ Yr_q \\ \vdots \\ Ys2_q \end{bmatrix} \quad Hw = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 & 1 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 & 0 & \ddots & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \Omega = I_q \otimes (D'D)^{-1}$$

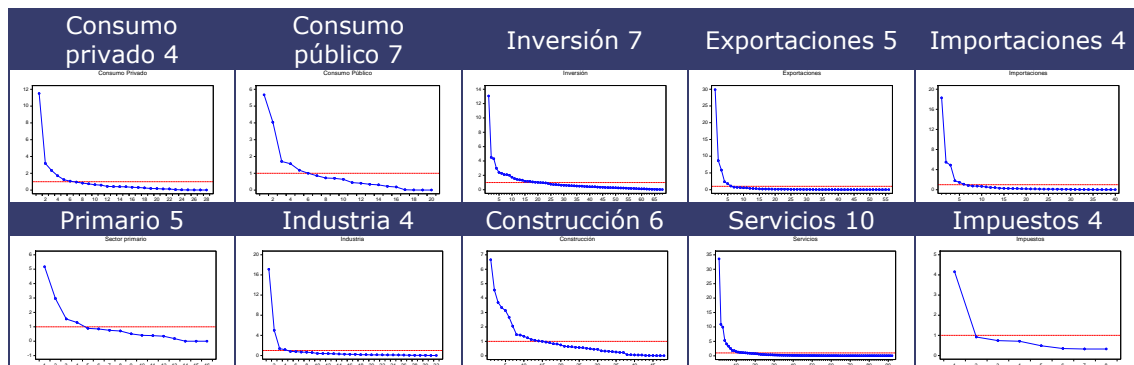
$$D = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad [2.12]$$

El proceso de estimación del modelo comienza con la extracción de los componentes principales (factores) de cada uno de los grupos de indicadores seleccionados para cada variable agregada.

Teniendo en cuenta que para cada conjunto de indicadores se incluyeron un total de 3 desfases junto con el valor corriente, el número total de variables a incluir en el análisis factorial se multiplica por 4, seleccionándose para cada variable, en general, los factores con autovalores superiores a 1.

En el gráfico 1 se recogen las distribuciones de los autovalores de cada grupo de indicadores.

Gráfico 1. Distribución de los autovalores para cada variable



Una vez obtenidos los factores se procede a la predicción de cada uno de ellos mediante modelos de tipo ARMAX, incorporando en algunas ocasiones como variables explicativas el PIB mensualizado nacional o europeo, y factores de otras variables.

Para eliminar el posible ruido incorporado en los diferentes factores se procedió a realizar un proceso de suavizado, utilizando para ello un filtro de Hodrick-Prescott con un coeficiente de penalización de la volatilidad bajo ($\lambda = 100$).

A partir de estos factores ya proyectados a futuro se recuperan las proyecciones de cada uno de los indicadores específicos mediante el modelo factorial y con una especificación ARIMA para la parte residual.

$$IND_Ci_t = \beta_1 * FCi1_t + \beta_2 * FCi2_t + \dots + \beta_k * FCik_t + \rho_p * AR(p) + \theta_q * MA(q) \quad [2.13]$$

De la misma forma, y utilizando en este caso los factores suavizados, se procede a estimar los modelos de baja frecuencia de cada uno de los componentes de la oferta y la demanda agregada respecto a los distintos factores mediante una expresión general del tipo:

$$\Delta COMP_t = \beta_1 * FCOMP1_t + \beta_2 * FCOMP2_t + \dots \beta_k * FCOMPk_t \quad [2.14]$$

Aplicando el procedimiento propuesto por Chow y Lin se obtienen unas primeras estimaciones de las tasas mensuales de crecimiento de cada uno de los componentes que cumplen con la restricción longitudinal.

El modelo de baja frecuencia se estima utilizando Mínimos Cuadrados Generalizados con una especificación autorregresiva de la matriz de varianzas y covarianzas, mientras que para la distribución mensual del error se utiliza una estimación de coeficiente de autocorrelación de alta frecuencia derivado a partir del estimado en baja.

Finalmente, las estimaciones mensuales conciliadas, es decir, las que cumplen la restricción transversal de igualdad entre oferta y demanda, se obtienen mediante el procedimiento de Di Fonzo y Marini.

En este punto es importante resaltar que al tratarse de índices de volumen encadenado no se puede realizar una agregación directa, por lo que se utiliza una aproximación a partir de las tasas de crecimiento interanuales ponderadas por el valor nominal en el año anterior.

$$\Delta PIB_{-DEM}_t = \frac{C.priv_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta C.Priv_t + \frac{C.pub_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta C.Pub_t + \frac{Inver_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta Inver_t + \frac{Expor_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta Expor_t - \frac{Im por_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta Im por_t$$

$$\Delta PIB_{-OFE}_t = \frac{Prim_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta Prim_t + \frac{Indus_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta Indus_t + \frac{Const_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta Const_t + \frac{Serv_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta Serv_t + \frac{Impu_{a-1}}{PIB_{a-1}} * \Delta Impu_t$$

Partiendo de estas dos estimaciones se obtiene una media de ambas, que es la que finalmente se incorpora en el proceso de congruencia para obtener la estimación consistente final.

En el [Anexo A1](#) se resumen las especificaciones concretas de los modelos dinámicos utilizados para predecir cada uno de los factores seleccionados para las diferentes magnitudes.

Una vez proyectados a futuro los diferentes factores, se procede a la estimación de las regresiones en baja frecuencia, en este caso trimestrales, para cuantificar las

relaciones entre dichos factores y las magnitudes de referencia, obteniéndose los resultados que se recogen en el [Anexo A2](#).

Por último, cada uno de los indicadores individuales se proyecta a futuro mediante un modelo de tipo ARMAX, donde se incorporan los factores estimados junto con diversos componentes dinámicos, siguiendo una especificación como la que se recoge en el [Anexo A3](#).

Teniendo en cuenta que algunos indicadores se incorporan en más de una de las variables, se ha implementado un proceso de homogeneización donde las predicciones finales de dichos indicadores se obtienen por promedio directo entre las predicciones iniciales obtenidas con los factores de cada una de las variables en las que intervienen.

3. Modelo de seguimiento semanal de la CAE: SASCAE

La cambiante realidad económica exige disponer de indicadores de seguimiento que sean capaces de representar la sucesión de los acontecimientos, a fin de valorar el grado de sus impactos sobre la marcha de la economía e implementar cuanto antes las medidas de política económica que atenúen potenciales efectos negativos. El caso más evidente de esta necesidad ha sido la reciente pandemia de COVID-19, en la que se han puesto en marcha medidas drásticas de restricción de movilidad y suspensión de la actividad empresarial y comercial, cuyo efecto en el sistema económico era totalmente desconocido.

Los recientes desarrollos tecnológicos y la cada vez más frecuente política de datos abiertos (open data) de empresas y organismos que recopilan información, abren la puerta a la utilización de nuevos indicadores de actividad de mayor inmediatez que las tradicionales fuentes de información económica. Entre estos indicadores cabe señalar los relativos a la movilidad (por ejemplo, los que se deducen del posicionamiento de teléfonos), a la utilización de tarjetas de crédito y pago en terminales de puntos de venta (TPV), e indicadores sobre actividad en internet (búsquedas de información, sitios visitados, etc.) desde dispositivos móviles y fijos.

Las fuentes tradicionales de información se basan en la realización de mediciones mediante encuestas, con muestras más o menos amplias, y requieren de un proceso largo de generación del dato. Este proceso parte de un diseño de muestra de unidades a observar (empresas, individuos, familias, etc.), seguido de la elaboración de un cuestionario, realización de estudio, tabulación de resultados, validación y publicación de datos, proceso que rara vez tiene una duración inferior al mes (p.ej., el IPC de un mes t se publica el mes siguiente, $t+1$). Otros indicadores basados en registros de actualización continua, no solo administrativos, aunque tienen plazos de publicación más cortos (contratos registrados del INEM, afiliación a la Seguridad Social, consumo de cemento, consumo de electricidad, etc.), suelen contar con una frecuencia de actualización mensual, lo que en la práctica supone que la información se genera a un ritmo más bajo del exigido por la sucesión de acontecimientos en situaciones de crisis.

El objetivo de este proyecto es la elaboración de un indicador para el Seguimiento de Actividad Económica de Alta Frecuencia para el País Vasco (SASCAE)³. En este entorno tan voluble, y disponiendo de nuevos proveedores de información que complementen la información que otros modelos nos puedan ofrecer, se hace necesario diseñar un procedimiento de selección de información de distintas fuentes e indicadores, recopilación de datos y extracción de información relevante de la evolución de los mismos para el seguimiento de la actividad económica en el ámbito del País Vasco. Este indicador tendrá una frecuencia de publicación semanal para el seguimiento en «cuasi» tiempo real (desfase inferior a 10 días) de la actividad económica en la CAE.

Este objetivo general ha contemplado cubrir los siguientes objetivos intermedios:

- Delimitación del conjunto de fuentes de datos que cuenten con un grado de actualización y frecuencia de publicación adecuado para el objetivo de este proyecto.
- Determinación de un procedimiento idóneo para la extracción de información útil para el seguimiento de la situación económica en el País Vasco. Dicho procedimiento supondrá analizar aspectos como la estacionalidad de los indicadores, efectos de calendario y filtrado de tendencias espurias y la reducción de información procedente de distintas fuentes.

3.1. Antecedentes

Existe una larga tradición en la elaboración de indicadores de seguimiento de la actividad económica por parte de distintas instituciones. Estos indicadores, que tratan de replicar el comportamiento del PIB trimestral a escala estatal, se alimentan de la publicación de otros, también de frecuencia mensual, y se actualizan conforme lo hace la información disponible de estos indicadores. Algunos ejemplos son los casos del Indicador sintético de actividad mensual⁴ elaborado por la D.G. de Análisis Macroeconómico S.G. de Previsiones Económicas del Ministerio de Economía, los

³ Es importante destacar que este proyecto no podría haberse realizado sin la colaboración de KutxaBank, Lanbide e Iberdrola como proveedores de datos, a quienes agradecemos especialmente su disposición a participar en este estudio.

⁴ <http://serviciosede.mineco.gob.es/Indeco/>

Indicadores de actividad regional y estatal de frecuencia mensual del Centro de Predicción Económica (CEPREDE-UAM)⁵ o el termómetro de actividad económica elaborado por AIREF.

Junto a estos indicadores, más tradicionales, recientemente han comenzado a utilizarse otros indicadores de actividad alternativos basados en explotación de datos masivos, como es el caso del OECD Weekly Tracker of Economic Activity⁶ para 46 países de la OCDE, basado en tendencias de búsqueda de términos relacionados con la actividad económica en Google. Este indicador constituye una referencia tanto en la metodología y tratamiento de datos como en lo referente a las propias limitaciones mostradas por el procedimiento, ligadas a las características peculiares de la fuente de información de la que proceden los datos (Google Trends).

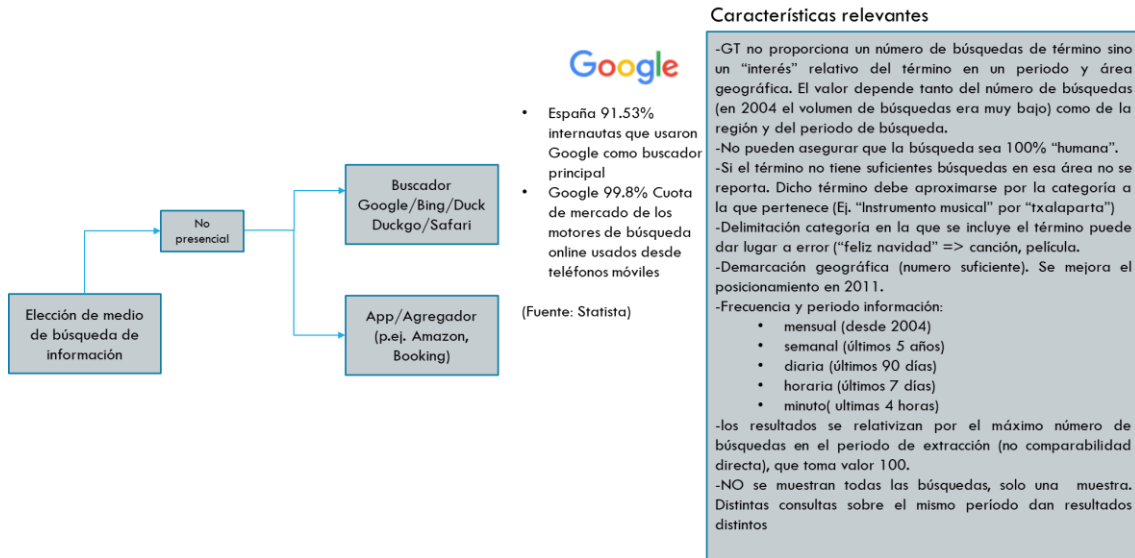
Se ha consolidado la utilización de Google Trends como medio para obtener una medida sobre el estado actual de la economía, dada la posición de dominio del buscador en dispositivos móviles y ordenadores personales. Sin ser una lista exhaustiva, algunos estudios que utilizan este indicador son: (Woloszko, 2020) (Varian & Choi, 2009) (Carrière-Swallow & Labbé, 2010) (Chen, 2020) (Combes, 2016) (Askitas & Zimmermann, 2009).

La hipótesis básica que subyace en el uso de este indicador reside en la relación entre búsqueda de información ligada a un comportamiento (de contenido económico) y la materialización de dicho comportamiento. Por ejemplo, si existe un número considerable de búsquedas con el término «mejores playas en Andalucía», cabría esperar que existe una clara disposición a viajar a dicho destino, lo que refleja tanto una situación económica favorable (el turismo es un consumo que se pospone en situaciones de crisis) como una preferencia por un determinado destino. Esta idoneidad no está exenta de ciertas limitaciones que hay que tener en cuenta, algunas señaladas en (Li, 2016) (Ferrara & Simoni, 2019) que cuestionan su utilidad, en especial cuando existen otros indicadores disponibles. Estas limitaciones, aplicadas al caso del País Vasco, se describen en la figura 2.

⁵ https://www.ceprede.es/informes/informes_documentos.asp

⁶ Nicolas Woloszko (2020) Tracking activity in real time with google trends. OECD Working Paper ECO/WKP(2020)42g

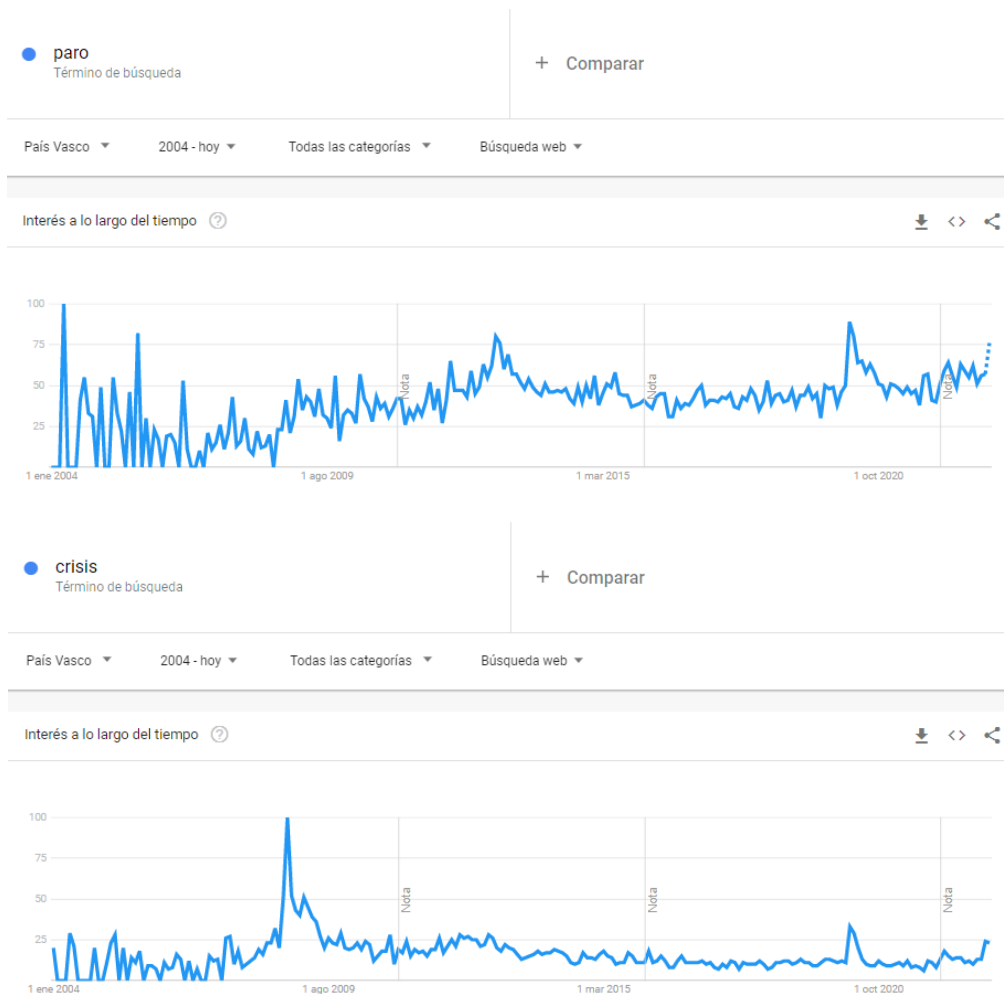
Figura 2. Características y limitaciones del uso de Google Trends



Fuente: CEPREDE

Dados los cambios estructurales de 2011 (mejora de la localización geográfica) y 2016 (mejora en la recogida de datos), se hace preciso o bien reducir las muestras utilizadas o bien incorporar algún tratamiento estadístico de cambio estructural como el propuesto por (Woloszko, 2020). En el marco de este proyecto, los cambios en la recogida de información de Google son especialmente relevantes, tal y como se puede comprobar en el gráfico 2, donde se muestra el resultado de consultar el «interés» en dos términos comúnmente empleados en la literatura de utilización del Google Trends en nowcasting: «paro» y «crisis».

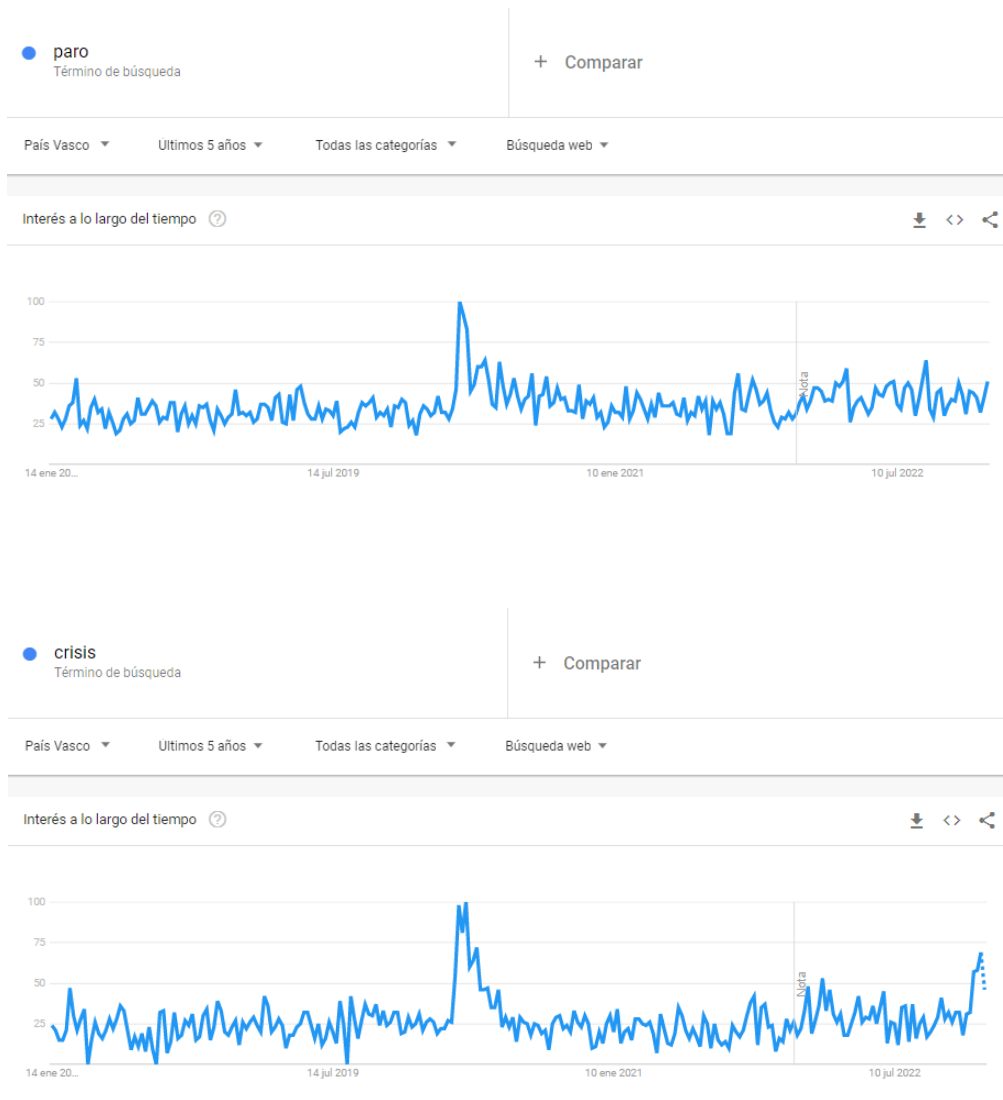
Gráfico 2. Resultados de Google Trends mensuales (desde 2004). Términos: «paro» y «crisis»



Fuente: Google Trends

Como se puede observar en la búsqueda de datos mensuales, desde 2004 aparece un periodo de marcada volatilidad en las series, marcando máximos (valor=100) en periodos aparentemente menos significativos (finales de 2004 o finales de 2012) que otros en los que cabría esperar unos valores mucho más elevados. Este problema, además de elevar la volatilidad de la serie, genera una tendencia no congruente con la evolución de los indicadores, por lo que se ha optado por el uso de las series semanales (que solo se encuentran disponibles para los últimos 5 años (gráfico 3)), lo que evita los problemas aludidos y permite adecuarse al objetivo de obtener un indicador de seguimiento semanal de la actividad económica en el País Vasco.

Gráfico 3. Resultados de Google Trends semanales (5 últimos años). Términos: «paro» y «crisis»

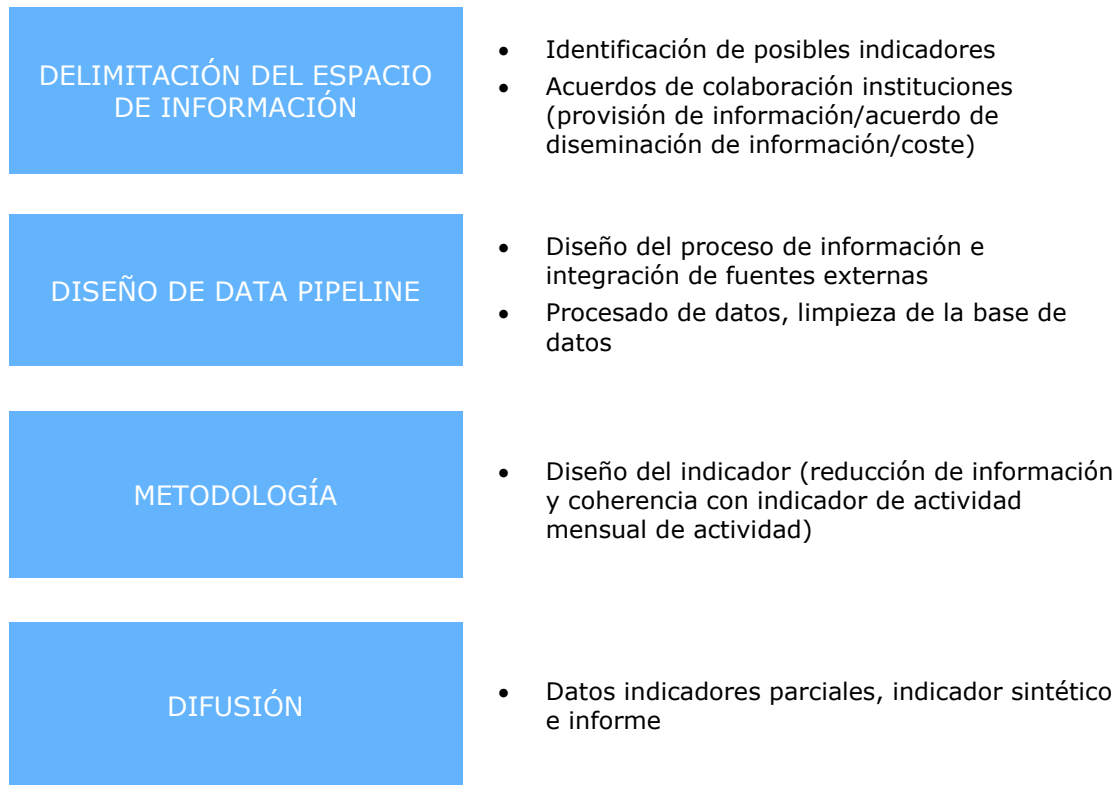


Fuente: Google Trends

3.2. Estructura del modelo

Las diferentes etapas en las que se estructura el proyecto se resumen en la figura 3.

Figura 3. Resumen de las etapas



Fuente: CEPREDE

La primera etapa consiste en un análisis exploratorio de fuentes de información públicas o que, siendo privadas, pueden dar lugar a información objeto de difusión pública, y que tengan como características fundamentales su relación directa o indirecta con indicadores ligados a la actividad económica (indicadores de consumo, producción de bienes o servicios, transporte, consumo de materias primas, utilización de medios de pago, financiación...) de alta frecuencia y alta actualización de información (datos diarios o semanales publicados con 7 días o menos de desfase).

Los indicadores que se han considerado son los que se indican en la tabla 3, para los que se ha consultado la viabilidad de su obtención y la existencia o no de restricciones legales para su uso y/o difusión directa. Debe notarse, dado que algunos indicadores se han comenzado a publicar recientemente y en ocasiones ligados a la promulgación del estado de alarma para contener la evolución de la pandemia de COVID-19, que la delimitación de indicadores no es algo estático sino que puede considerarse ampliar o reducir el conjunto de información conforme se estime recurrir a nuevos indicadores o el descarte de otros, o bien se produzcan restricciones de acceso o la interrupción en la publicación de los indicadores.





De los indicadores que inicialmente se propusieron para componer el indicador de seguimiento de alta frecuencia señalados en la tabla 3, los sombreados son aquellos que finalmente se integrarán en el indicador de alta frecuencia del País Vasco. En primer lugar, los indicadores de Google Trends sobre diferentes términos y categorías detalladas en el siguiente apartado, indicadores de consumo de electricidad proporcionados por Iberdrola, número de parados registrados en Lanbide e indicadores de uso de medios de pago electrónicos (TPV) de Kutxabank.

Tabla 3. Tipos de indicadores propuestos. Diciembre 2021

INDICADORES	FUENTE	ESTADO
Google Trends	Google	Aceptado
Google Mobility	Google	Descartado
Movilidad	Ministerio de Transporte, Movilidad y Agenda Urbana	Descartado (Publicación interrumpida tras la mejora de la situación epidemiológica)
Tráfico	API Open DataTráfico Euskadi	Descartado
Actividad portuaria	Puerto de Bilbao	Descartado
Tráfico aéreo operaciones O/D	AENA	Descartado
Consumo de electricidad	Iberdrola	Aceptado
Gas Natural		Descartado
Carburantes		Descartado
Actividad de los TPVs y ventas en grandes superficies	Kutxabank	Aceptado
Situación laboral (parados registrados)	Lanbide	Aceptado

Fuente: Elaboración propia

Figura 4. Selección final de indicadores. Diciembre 2021

FUENTE	VARIABLE	FRECUENCIA DE MEDICIÓN
	Número de parados registrados Lanbide	Datos diarios (1/01/2016)
	Consumo diario de electricidad: Industrial, Servicios y Residencial	Datos diarios (1/01/2018)
	Número de operaciones y volumen facturación TPV. Por tipo de establecimiento y día	Datos diarios (1/01/2019)
	Google Trends. Popularidad de un término comparada con otras búsquedas	Indicador semanal (L-D)

Fuente: Elaboración propia

3.3. Tratamiento de la base de datos de Google Trends

La requerida actualidad del indicador y el elevado volumen de información necesario para construirlo hace necesario que la fase de adquisición de datos se automatice en la medida de lo posible. La consulta a la base de datos y proveedores de información se realizará, por un lado, para generar un histórico de datos suficiente para construir el indicador de seguimiento, y por otro, para actualizarlo.

En base a la positiva experiencia de la OCDE en su indicador semanal de seguimiento, el pilar básico de información estará formado por los resultados de Google Trends, considerándose en este proyecto también la inclusión de indicadores directos de actividad (consumo de electricidad, uso de tarjetas y paro) como variables complementarias.

La propuesta fundamental de este proyecto es la adaptación de la metodología del indicador de seguimiento semanal de actividad de la OCDE basado en la información de Google Trends⁷ (Woloszko, 2020). El indicador de seguimiento semanal utiliza un modelo de dos pasos para estimar el crecimiento del PIB semanal basado en Google Trends. Primero se estima un modelo trimestral de redes neuronales⁸, que trata de relacionar el crecimiento del PIB con las intensidades de búsqueda de Google Trends en frecuencia trimestral. En segundo lugar, se aplica el modelo de red neuronal estimado del modelo trimestral a la serie de Google Trends semanal para producir un indicador semanal. Por tanto, el OECD Weekly Tracker puede interpretarse como una estimación de la tasa de crecimiento interanual del PIB semanal (una semana en comparación con la misma semana del año anterior). La aplicación del modelo estimado con datos trimestrales a los datos semanales no es directa, dada la forma de cálculo del indicador Google Trends, por lo que la metodología OCDE requiere realizar múltiples interpolaciones de los indicadores mensuales para convertirlos en semanales y tratar la estacionalidad de los indicadores (diferencias logarítmicas interanuales) y los cambios de estructura provocados por los cambios de metodología.

⁷ <https://www.oecd.org/economy/weekly-tracker-of-gdp-growth/>

⁸ El algoritmo de red neuronal utilizado en este documento es una red multicapa implementado con la mayoría de los parámetros predeterminados en el software estadístico Python scikit-learn. Incluye dos capas ocultas de 100 y 20 neuronas respectivamente. Cada neurona usa la función de activación «relu» (unidad lineal rectificadora). La función de activación toma una suma ponderada de señales de entrada (los valores de los indicadores Google Trends) y produce la combinación lineal de entradas siempre que sea superior a un umbral dado. Los pesos y los umbrales se optimizan mediante el algoritmo «gradient descent» estocástico.

En este proyecto, dados los problemas detectados en los indicadores mencionados en el apartado anterior, se adapta la metodología OCDE aprovechando la disponibilidad del indicador de PIB mensual elaborado por la Dirección de Economía y Planificación del Gobierno Vasco, evitando la transformación repetida de datos que requiere el proceso de la OCDE. La metodología se describe en detalle en el siguiente apartado, pero el punto de partida es la delimitación de los indicadores de Google Trends que se incluirán en el análisis.

Google Trends proporciona índices de volumen de búsquedas de un término o categoría (términos similares) que miden la intensidad de búsqueda (número de veces que se busca una palabra clave determinada dividida por el total de búsquedas) por ubicación (que se limitará al País Vasco) y período. Las consultas pueden ser realizadas por palabra clave, categoría de palabras clave o tema. Por tanto, el punto de partida es delimitar el listado de términos y categorías que se van a consultar en Google Trends, y que se basan en los términos empleados por la OCDE para su indicador semanal de actividad.

El procedimiento para la adquisición y actualización de información y el alojamiento de la información histórica de dichos indicadores se ha diseñado desde CEPREDE, en base a la librería para Python *pytrends*. El punto de partida es analizar (tabla 4) un conjunto amplio de categorías y términos (119 categorías y 148 términos) y posteriormente seleccionar aquellos que cuenten con suficiente número de resultados (tener observaciones como mínimo para el 80% de las semanas) y una correlación mínima de 0,15 en variaciones interanuales con el indicador mensual de PIB del País Vasco.

Tabla 4. Términos y categorías de búsqueda considerados

Categorías

Categorías relacionadas con consumo	'Concerts & Music Festivals': 891,'Ticket Sales': 614,'CD & Audio Shopping': 217,'Performing Arts': 23,'Automotive Industry': 1190,'Hybrid & Alternative Vehicles': 810,'Motorcycles': 273,'Trucks & SUVs': 610,'Vehicle Brands': 815,'Vehicle Shopping': 473,'Cosmetic Surgery': 238,'Boating': 459,'Home Furnishings': 270,'Home Improvement': 158,'Welfare & Unemployment': 706,'Real Estate Agencies': 96,'Consumer Electronics': 78,'TV & Video Equipment': 229,'Product Reviews & Price Comparisons': 353,'Luxury Goods': 696
-------------------------------------	---

Categorías relacionada con actividad empresarial	'Commercial Vehicles': 1214,'Advertising & Marketing': 25,'Recruitment & Staffing': 330,'Business Services': 329,'Civil Engineering': 651,'Construction Consulting & Contracting': 652,'E-Commerce Services': 340,'Industrial Materials & Equipment': 287,'Metals & Mining': 606,'Professional & Trade Associations': 1199,'Distribution & Logistics': 664,'Import & Export': 354,'Computer Hardware': 30,'Network Storage': 729,'Computer Servers': 728,'Enterprise Technology': 77,'Software': 32,'Service Providers': 383,'Web Services': 302,'Job Listings': 960,'Bankruptcy': 423,'Business & Corporate Law': 1272,'Intellectual Property': 426,'Labor & Employment Law': 701
Categorías relacionada con actividad financiera	'Credit & Lending': 279,'Debt Management': 812,'Financial Markets': 1163, 'Economy News': 1164,'Commercial Lending': 1160, 'Investment Banking': 1139,'Company Earnings': 1240
Categorías relacionada con gasto en turismo	'Hospitality Industry': 955, 'Air Travel': 203, 'Hotels & Accommodations': 179,'Tourist Destinations': 208,'Maritime Transport': 665, 'Rail Transport': 666,'Urban Transport': 667

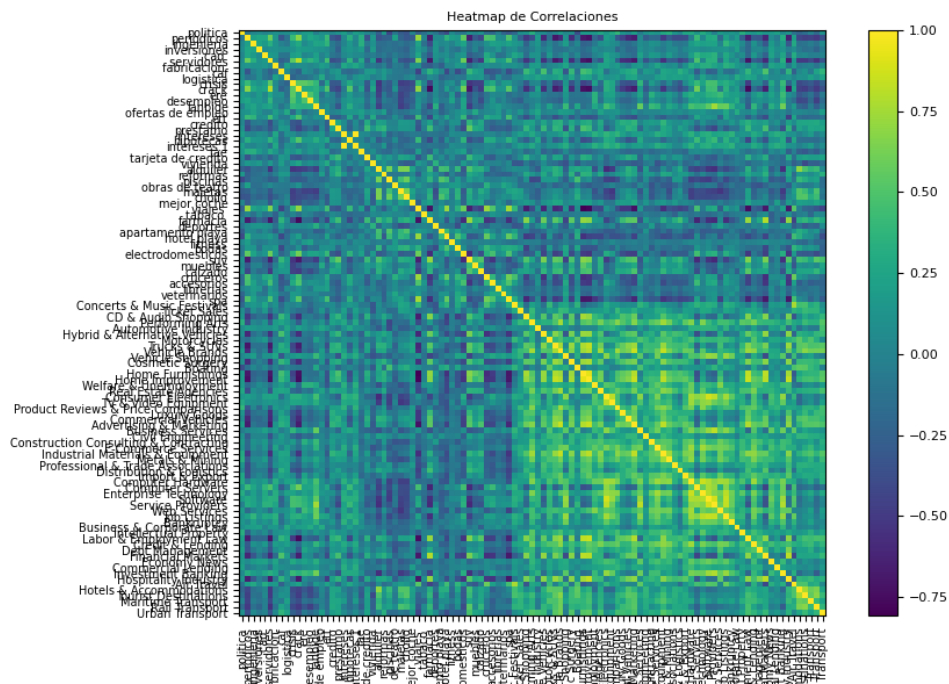
Términos

Términos de actividad económica general	'Noticias de economía', 'Noticias de negocios', 'Noticias del mundo', 'Política', 'Periódicos', 'Ingeniería', 'Construcción y mantenimiento', 'Inversión', 'Inversiones', 'Planificación financiera', 'Gestión de datos', 'Tecnología empresarial', 'Contabilidad y auditoría', 'CAD', 'Herramientas de desarrollo', 'Gestión de relaciones con los clientes (CRM)', 'Impresión y publicación', 'Empresas de Eventos', 'Seguridad informática', 'Subcontratación', 'Distribución y logística', 'plataforma logística', 'Servidores', 'arquitectura redes', 'Consultoría', 'Alojamiento web y registro de dominios', 'Planificación de recursos empresariales (ERP)', 'Operaciones comerciales', 'Vehículos comerciales', 'Agricultura y silvicultura', 'Agroquímicos', 'Aviación', 'Empresas e industrias', 'Industria química', 'Textiles y no tejidos', 'Recubrimientos y adhesivos', 'Producción alimentaria', 'Tintes y Pigmentos', 'Transporte de mercancías y camiones', 'Transporte y logística', 'Entrega de paquetes y correo', 'Fabricación', 'Metalurgia', 'caf', 'Bienes de equipo', 'Logística'
Términos relativos a expectativas desfavorables	"Crisis económica", "Crisis", "Recesión", "Crisis financiera", "Crack", 'ERE', 'ERTE', "Desempleo", "Prestaciones por desempleo", "Asistencia social", 'RGI', 'Oficina SEPE', 'LANBIDE', 'Suspensión de pagos', 'Liquidación judicial', 'Quiebra', 'condonación de deudas', 'renegociar deudas', 'quita de deudas', 'carencia de intereses', 'renovación de crédito', 'Administrador Judicial', 'jubilación anticipada'
Términos relacionados con mercado laboral	'ofertas de empleo', 'Empleos', 'Trabajos temporales', 'Empleo privado', 'ETT', 'bolsa de empleo', 'recruiter', 'búsqueda de empleo', 'portal de empleo', 'Camarero', 'Anuncios de trabajos', 'Currículos', 'prácticas en empresas'
Términos relacionados con actividad financiera	'Préstamo para estudiantes', 'Crédito', 'Préstamo', 'Intereses', 'Hipotecas', 'Préstamos de automóviles', 'intereses', 'TAE', 'Fondo de inversión', 'tarjeta de crédito', 'refinanciación'
Términos relacionados con mercado inmobiliario	'Vivienda', 'promociones de obra nueva', 'vivienda segunda mano', 'Índice de precios de la vivienda', 'alquiler', 'Seguro de hogar', 'ayudas compra de vivienda', 'reformas hogar', 'contratistas', 'reformas', 'carpintería aluminio', 'piscinas', 'ampliación hipoteca'

Términos relacionados con el consumo	'Comida y bebida', 'GPS y navegación', 'Obras de teatro', 'maletas', 'chollo', 'Coche del año', 'mejor coche', 'Cumpleaños', 'Viajes', 'Energía y servicios públicos', 'Compra de vehículos', 'Cirugía estética', 'Farmacia', 'Deportes', 'Productos y servicios para animales', 'apartamento playa', 'hotel playa', 'Fitness', 'Bodas', 'Servicios de alquiler coches', 'Automóviles y vehículos', 'Destinos turísticos', 'Hogar y jardín', 'Eventos y anuncios', 'matriculación de vehículos', 'Electrodomésticos', 'grandes almacenes', 'Electrónica de automóviles', 'Moda y estilo', 'SUV', 'Mobiliario para el hogar', 'muebles', 'Calzado', 'Cruceiros', 'Hoteles y alojamiento', 'Equipaje y viajes', 'Accesorios', 'Comida rápida', 'librerías', 'Veterinarios', 'Spa', 'tratamientos de belleza', 'Agencias de viaje'
--------------------------------------	---

Fuente: Elaboración propia

Figura 5. Correlaciones entre resultados de búsqueda GT en niveles



Fuente: Elaboración propia

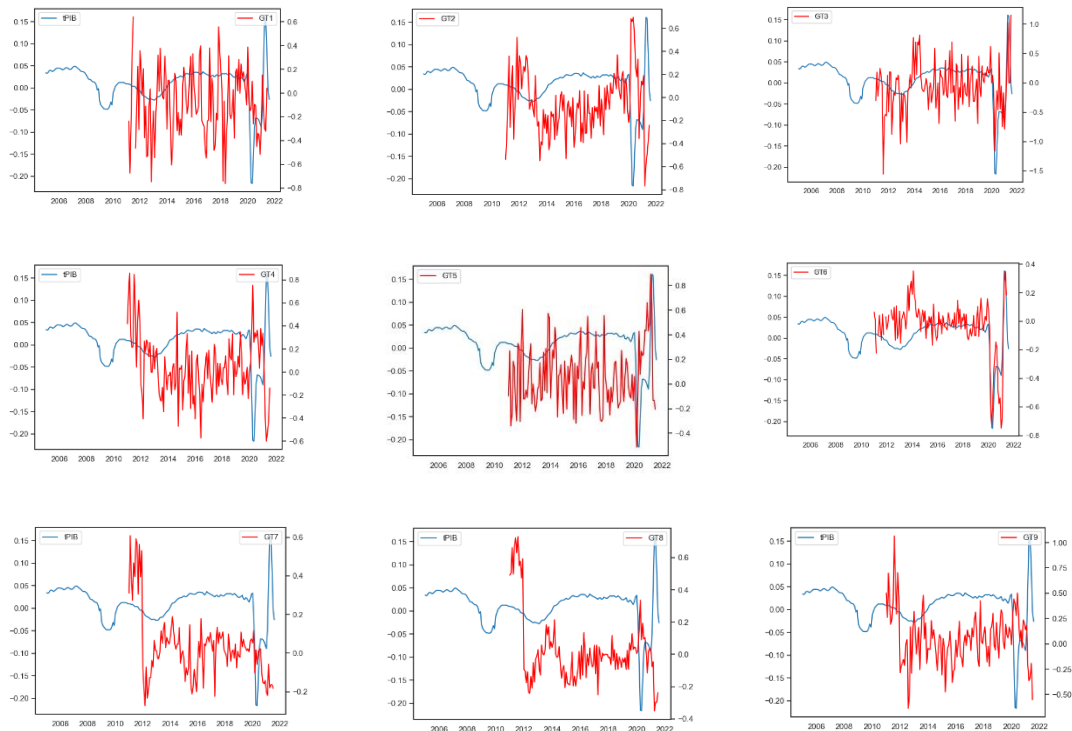
Un número significativo de indicadores carece de resultados suficientes y/o su correlación resultaba poco significativa, lo que ha reducido el número de indicadores a los que se detallan a continuación. La selección final de 10 indicadores (GT1 a GT10) se realiza por su similitud de contenido (tabla 5). Cuando un indicador contiene más de un término o categoría, se obtiene el indicador como media simple de los distintos sub-indicadores.

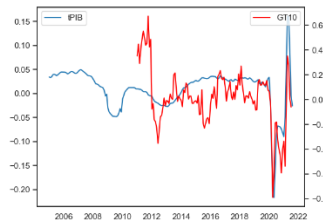
Tabla 5. Términos y categorías de búsqueda seleccionados finalmente y su agrupación

Inversión/actividad empresarial	GT1 → ['cad', 'servidores'] GT8 → ['Civil Engineering', 'Computer Hardware', 'Software', 'Service Providers', 'Web Services']
Situación económica/Empleo	GT2 → ['crisis', 'ere', 'desempleo', 'lanbide'] GT3 → ['ett'] GT4 → ['Welfare & Unemployment']
Consumo/ocio/bienes de consumo duradero/turismo	GT6 → ['obras de teatro', 'maletas', 'chollo', 'viajes', 'hotel playa', 'fitness', 'bodas', 'electrodomésticos', 'suv', 'muebles', 'cruceros', 'veterinarios', 'spa'] GT5 → ['alquiler', 'piscinas'] GT7 → ['Concerts & Music Festivals', 'Ticket Sales', 'CD & Audio Shopping', 'Vehicle Brands', 'Vehicle Shopping', 'Home Furnishings', 'Consumer Electronics', 'TV & Video Equipment'] GT10 → ['Air Travel', 'Hotels & Accommodations', 'Tourist Destinations', 'Rail Transport', 'Urban Transport']
Mercados financieros	GT9 → ['Financial Markets', 'Investment Banking']

Fuente: Elaboración propia

Gráfico 4. Evolución temporal de los indicadores y del PIB. Indicadores como diferencias logarítmicas interanuales. Datos mensuales 2011-2021/8





Fuente: Elaboración propia

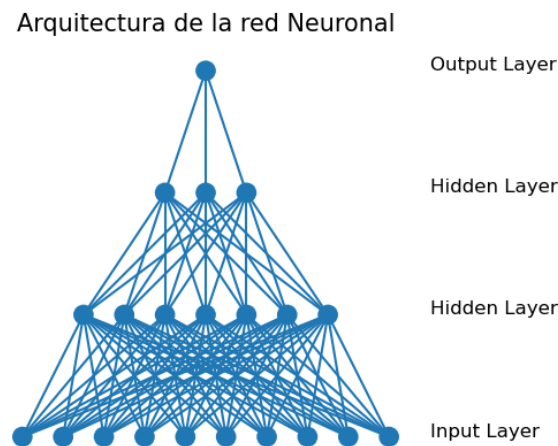
Como se ha indicado anteriormente, el procedimiento de inclusión y exclusión de indicadores será dinámico, es decir, se reconsiderará el conjunto de información conforme se produzcan cambios importantes en el acceso a los indicadores que forman parte del conjunto de variables seleccionados para elaborar el SASCAE. Por ejemplo, la interrupción en la publicación de variables o los cambios sustanciales en las condiciones de accesos a los indicadores hará necesario reconsiderar el conjunto de información.

A partir de los 10 indicadores finales basados en Google Trends, se estima un indicador de confianza basado en una combinación de los mismos que presenten la mayor correlación posible con el indicador mensual de PIB interpolado (por esplines cúbicos con la librería Scipy para Python (Pauli Virtanen, 2020)) con frecuencia semanal. Para ello se estima un modelo de red neuronal (figura 6) alimentada por los 10 indicadores GT en frecuencia semanal (GT5, GT6 y GT7 se diferencian en términos interanuales debido a la estacionalidad presente en las series) y con output del PIB del País Vasco interpolado a frecuencia semanal. Dado que los indicadores GT semanales solo pueden obtenerse para ventanas de 5 años, el modelo debe reestimarse para adecuarlo a dicha ventana y a la disponibilidad del indicador mensual del PIB. Debe tenerse en cuenta que la diferenciación anual supone perder un año de datos (52 semanas), lo que reduce el conjunto de datos disponible para la estimación de los modelos.

A diferencia de la metodología OCDE, se ha optado por una red neuronal multicapa (también implementada en el software estadístico Python scikit-learn (Pedregosa, 2011)) con dos capas ocultas de 7 y 3 neuronas respectivamente, con muchos menos parámetros que en la propuesta de la OCDE (dos capas ocultas de 100 y 20 neuronas) para evitar problemas de sobreajuste, dado que la muestra disponible es más reducida.

Cada neurona recibe información de todas las neuronas de la capa anterior y usa la función de activación «tanh» (tangente hiperbólica), salvo la capa de salida, que simplemente agrega los resultados de la capa anterior. La función de activación toma una suma ponderada de señales de entrada (los valores de los 10 indicadores GT estandarizados) y los coeficientes (pesos) se optimizan mediante el algoritmo «LBFGS». Los coeficientes de la red se reestiman usando los coeficientes de la última estimación disponible hasta alcanzar un ajuste mínimo fijado en 0,75 de R^2 (coeficiente de determinación) para la sub-muestra usada como test (10% de los datos disponibles).

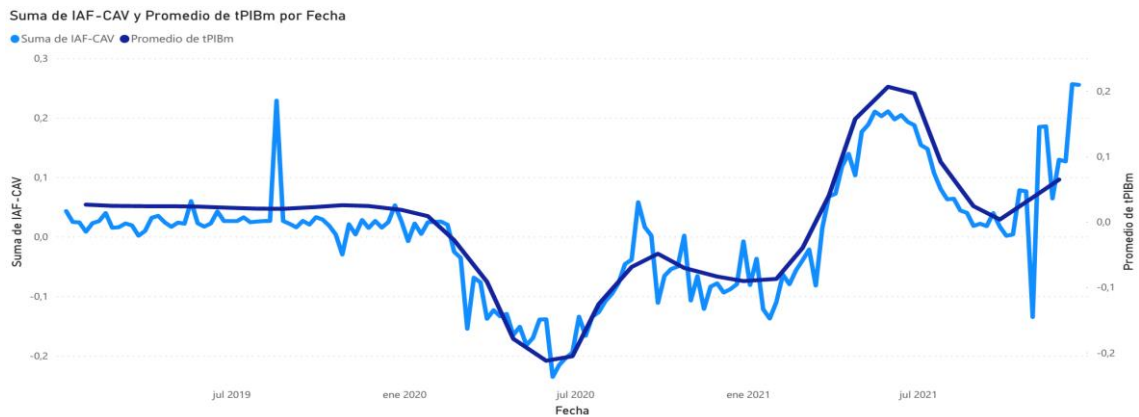
Figura 6. Arquitectura de la red neuronal utilizada



Fuente: Elaboración propia

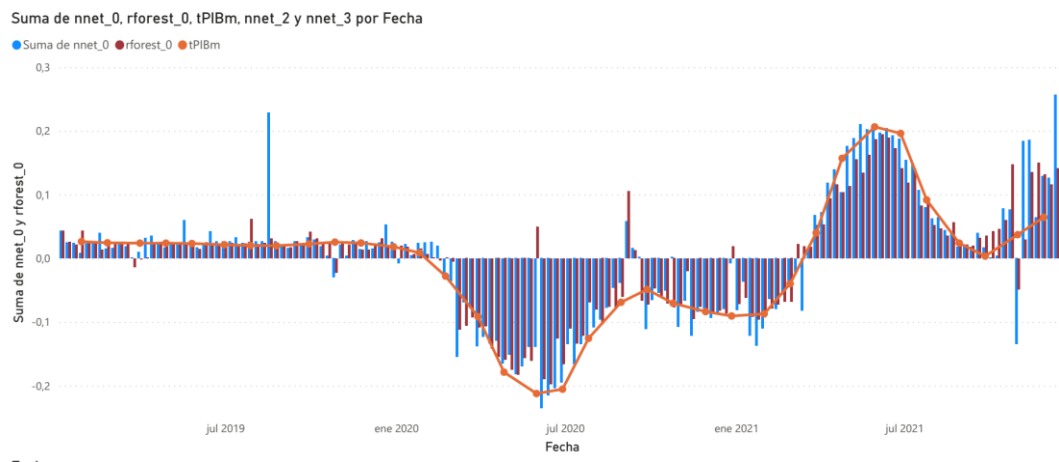
El resultado de esta etapa se puede interpretar como un indicador de «confianza», ya que refleja el interés de los consumidores en realizar determinadas compras o en aspectos relativos al estado de la economía mediante su búsqueda de términos como «crisis» o «desempleo». En el gráfico 5 se muestra la evolución registrada por este indicador y su evolución comparada con el PIB del País Vasco. Como comparativa adicional, en el gráfico 6 se muestra el indicador obtenido por una estimación alternativa obtenida por el algoritmo «Random Forest». Como se puede apreciar, aunque la evolución general es prácticamente coincidente, no puede descartarse que puntualmente se produzcan «picos» en semanas concretas.

Gráfico 5. Indicador de confianza basado en Google Trends para el País Vasco y comparación con el PIB



Fuente: Elaboración propia

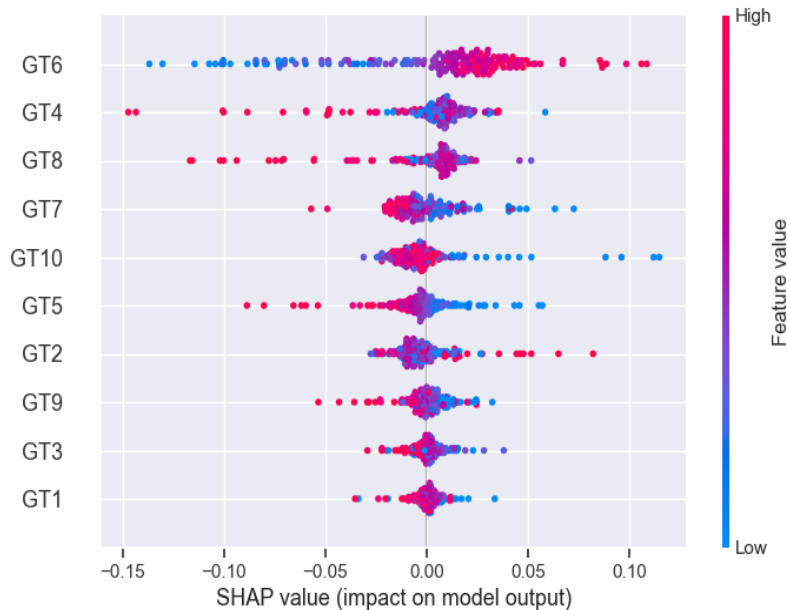
Gráfico 6. Comparación del indicador de confianza estimado por la red neuronal y obtenido por el algoritmo «Random-Forest»



Fuente: Elaboración propia

Como muestran los valores de Shapley (gráfico 7), el indicador GT6 (consumo) es el que presenta mayor contribución a la evolución del indicador global, con una correlación positiva significativa. El indicador GT4 (desempleo) presenta también una clara contribución a los valores más reducidos del indicador. El resto de indicadores presentan contribuciones al indicador en valores extremos de forma coherente con la elevada volatilidad de los indicadores de Google Trends, aunque cabe esperar que el impacto diferencial que la crisis del Covid-19 ha tenido en distintos mercados y la distinta cobertura de Google Trends en algunos términos y categorías provoque resultados poco claros.

Gráfico 7. Valores Shapely: contribución de cada indicador al indicador total



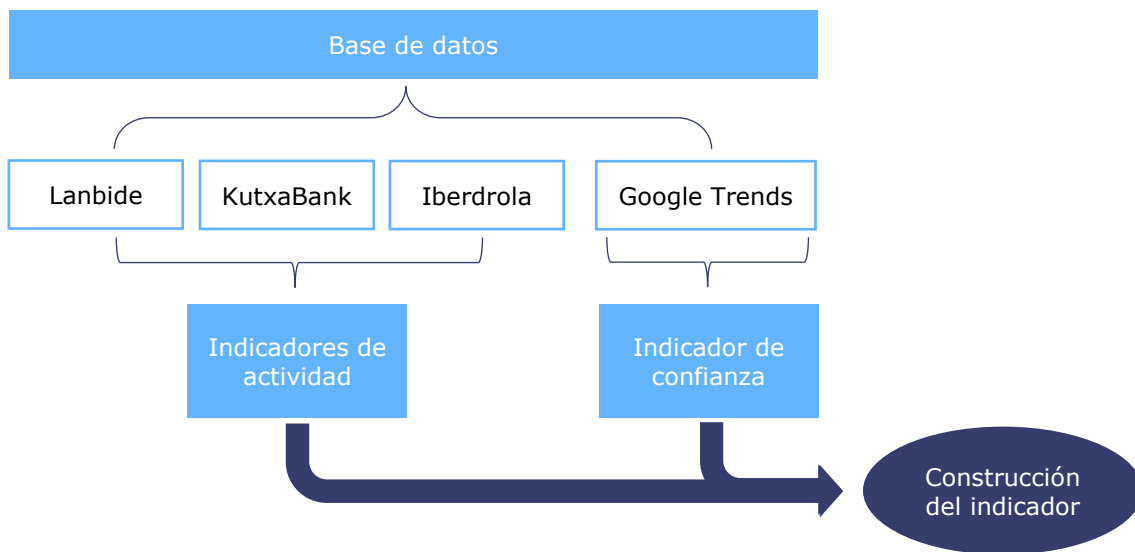
GT6: Consumo/ ocio/ bienes de consumo duradero/ turismo
GT4: Situación económica/ empleo
GT8: Inversión/ actividad empresarial

Fuente: Elaboración propia

3.4. Metodología de elaboración del indicador

El indicador SASCAE se elabora combinando dos tipos de variables (figura 7). Por un lado, el indicador de interés o confianza construido a partir de la información de Google Trends; y por otro, indicadores habituales en el seguimiento de la coyuntura y con una relación directa con la actividad económica. En este último caso la novedad radica en la elevada frecuencia de los datos, ya que son datos observados diariamente, y su elevado grado de actualización, de forma semanal. Debido a las características de la información de Google Trends y la existencia de patrones estacionales en los indicadores, se ha optado por utilizar tasas de crecimiento anuales de los datos semanales (suma o promedio semanal), tal y como se detalla en la tabla 6.

Figura 7. Esquema de construcción del indicador SASCAE



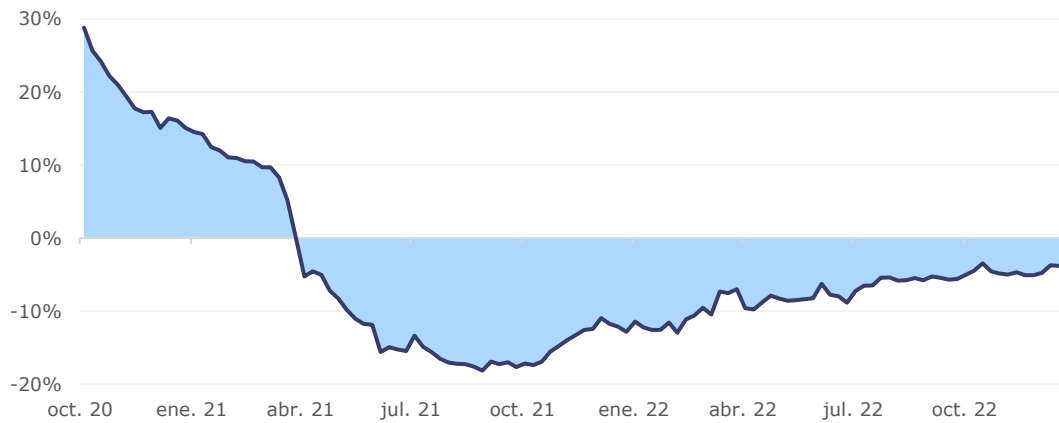
Fuente: Elaboración propia

Tabla 6. Detalle de los indicadores

Indicador	Detalle	Período Muestral
Número de parados registrados en Lanbide (Gráfico 8)	Número de parados registrados en promedio en cada semana (L-D) con fecha de referencia el domingo de cada semana. Se integra en el indicador como tasa de crecimiento interanual (misma semana del año anterior).	Datos diarios disponibles desde enero de 2016. Tasas de crecimiento desde enero de 2017.
Importe medio de las transacciones en TPV Kutxabank sector Ocio/Restaurantes (Gráfico 9)	Definido como el cociente entre el importe total de operaciones realizadas por TPV y el número de operaciones registradas en cada semana (L-D). La fecha de referencia es el domingo de cada semana. Se integra en el indicador como tasa de crecimiento interanual (misma semana del año anterior).	Datos diarios disponibles desde octubre de 2019 en cinco categorías: <ul style="list-style-type: none"> • Consumo alimentación • Turismo/Viajes • Consumo no alimentación • Gasolineras • Ocio/Restaurantes Tasas de crecimiento interanuales disponibles desde octubre de 2020.
Consumo de electricidad registrado por Iberdrola (Gráfico 10)	Consumo de electricidad total registrado en cada semana (L-D) con fecha de referencia el domingo de cada semana. Se integra en el indicador como tasa de crecimiento interanual (misma semana del año anterior).	Datos diarios desde enero de 2018 diferenciados por consumo residencial, industria y servicios. Se considera la suma de todos ellos en variación interanual del promedio semanal desde enero de 2019.

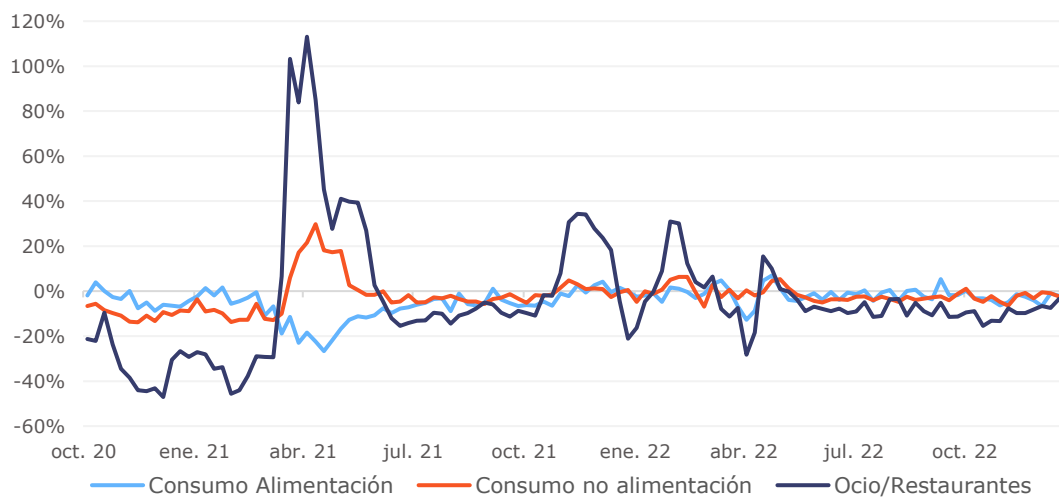
Fuente: Elaboración propia en base a Lanbide, Kutxabank e Iberdrola

Gráfico 8. Variación del número de parados. Tasa de variación interanual



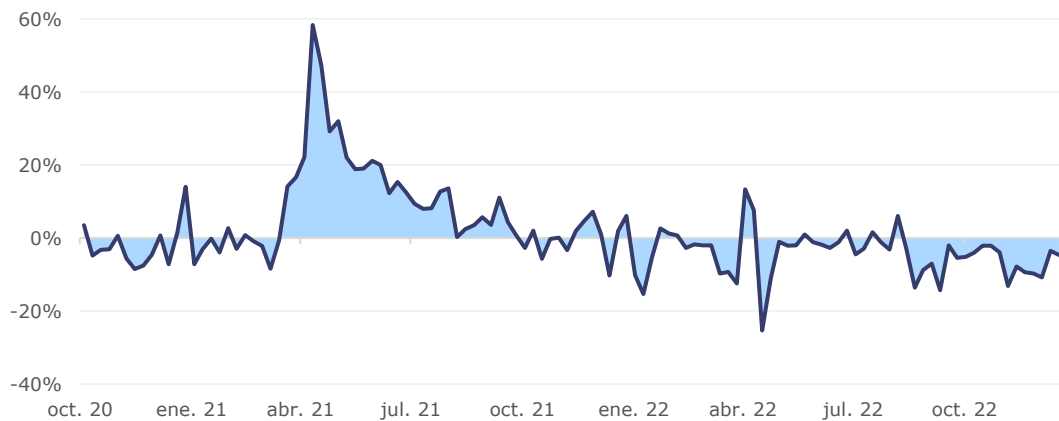
Fuente: Lanbide

Gráfico 9. Importe medio de gasto en TPV: Consumo en alimentación, consumo no alimentación y ocio/restaurantes. Tasa de variación interanual



Fuente: Kutxabank

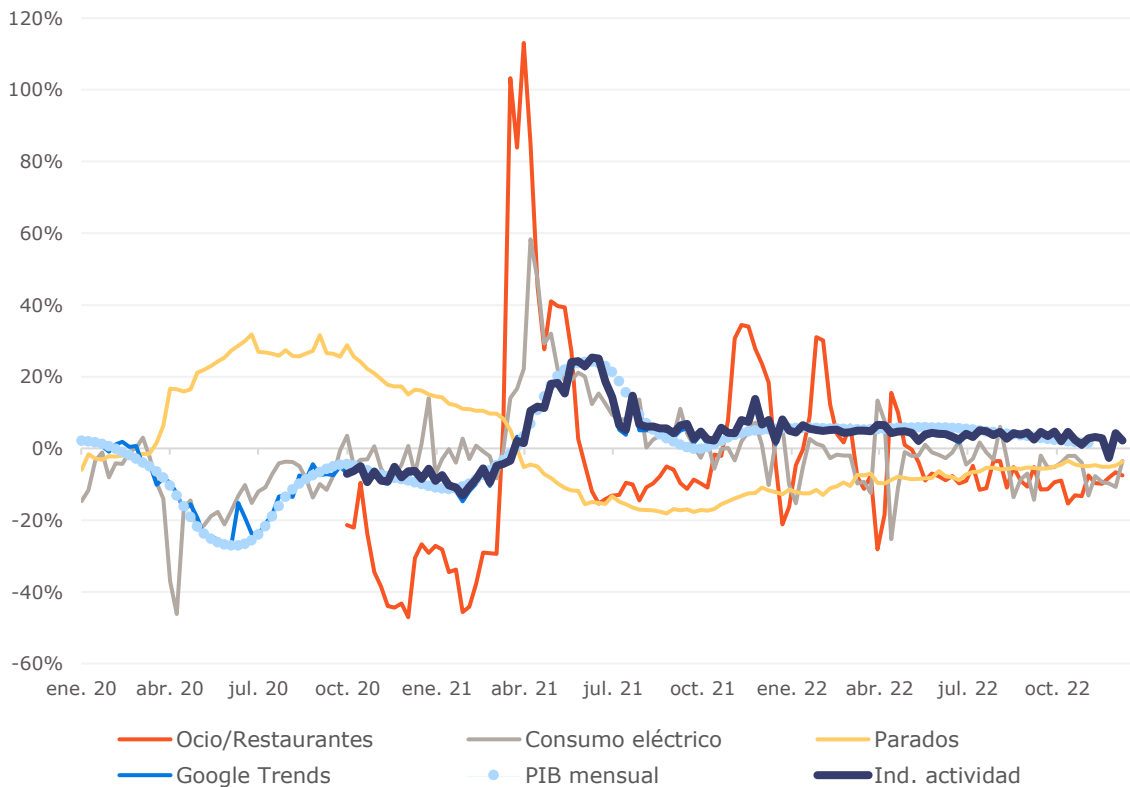
Gráfico 10. Consumo de electricidad. Tasa de variación interanual



Fuente: Iberdrola

Los dos tipos de variables consideradas se integran en un único indicador final, SASCAE, construido mediante regresión entre el indicador mensual de PIB y los indicadores parciales.

Gráfico 11. Comparación del PIB mensual interpolado semanalmente del indicador de muy alta frecuencia mediante el modelo SASCAE e indicadores parciales



Fuente: Elaboración propia

La construcción del indicador es equivalente a plantear un modelo de regresión entre la tasa de crecimiento del PIB semanal interpolado (muestra de T' datos) y los indicadores parciales (disponibles para la muestra T). Dado que no hay datos de todos los indicadores hasta después de octubre de 2020, se considera como periodo muestral T' el comprendido entre octubre de 2020 y el último disponible del indicador mensual de PIB (que se fecha en el último día del mes correspondiente). Los indicadores parciales cuentan con observaciones posteriores a T' , lo que permite obtener un valor del indicador SASCAE para períodos en los que no existen observaciones de PIB. En concreto, el indicador vendría dado por:

$$SASCAE_{PV_t} = f(IG_t, U_t, E_t, T_t) = \sum_{j=1}^k \beta_j x_{jt} ; \forall t \in T$$

donde los coeficientes se determinan como:

$$\beta_j = \underset{\beta_j}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{t=1}^{T'} \left(\text{PIB}_t - \sum_{j=1}^k \beta_j x_j \right)^2 \right); \forall t \in T'$$

En la tabla 7 se muestran los resultados para la estimación correspondiente al 28 de diciembre de 2021.

Tabla 7. Resultados de la estimación por MCO

Variable	Coef. (Std. error)	Prob.
Const	0.0036 (0.006)	0.5340
IG (Google Trends)	0.6505 (0.083)	0.0000
U (nº parados Lanbide)	-0.1197 (0.048)	0.0150
E (consumo electricidad)	0.1089 (0.059)	0.0700
T (transacciones en TPV)	0.0308 (0.019)	0.1160
R-squared	0.8710	
F-statistic	94.55	
Durbin-Watson	1.129	
Jarque-Bera	86.6150	
AIC	-222.8000	
Observaciones	61	

Fuente: Elaboración propia

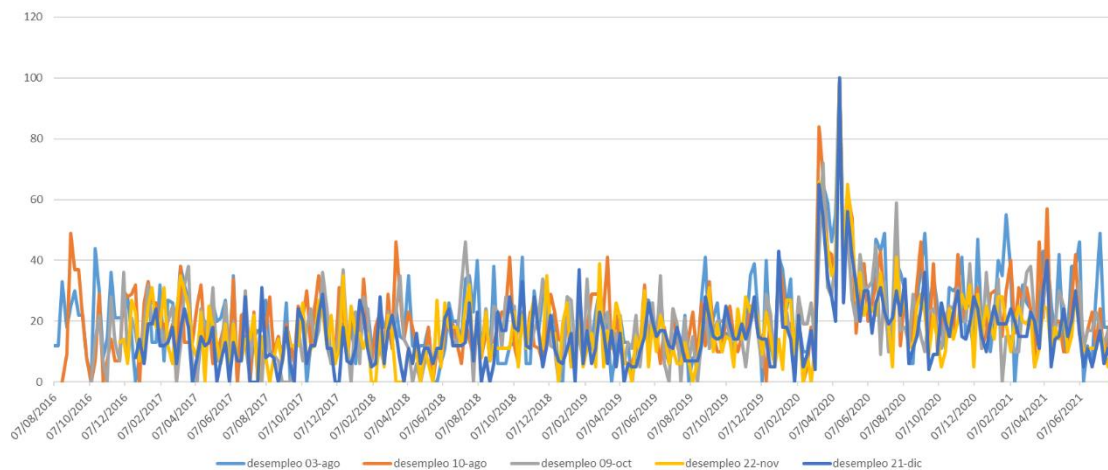
3.5. Limitaciones del modelo de seguimiento semanal de la actividad económica

Aunque el indicador, en general, sigue adecuadamente la evolución del PIB, es necesario tener en cuenta que el planteamiento propuesto presenta como limitación fundamental la variabilidad en el indicador, es decir, en dos semanas consecutivas los valores del indicador cambian. Esta variabilidad procede esencialmente de la extracción de información de Google Trends, la cual se basa en muestras que cambian de una consulta a otra, una característica destacada en (Combes, 2016) o (Woloszko, 2020), entre otros.

Estos cambiantes valores de los datos de Google Trends (gráfico 12) afectarán a la estimación de una forma no lineal debido a la utilización de redes neuronales para la

estimación del indicador de confianza. Esta no linealidad sugeriría la necesidad de reestimar los coeficientes de la red neuronal, lo cual introduce una nueva fuente de variabilidad en el indicador. Aunque la combinación con otras variables puede mitigar parcialmente la variabilidad mencionada, no la elimina de manera sustancial dado el elevado peso del indicador Google Trends en el indicador final.

Gráfico 12. Variabilidad de resultados de Google Trends. Búsqueda del término «desempleo» en distintas fechas de consulta

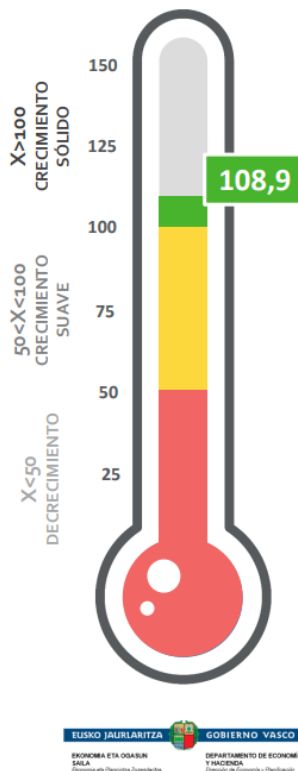


Fuente: Elaboración propia con datos de Google Trends

4. Ejemplos prácticos

4.1. Modelo MAFE

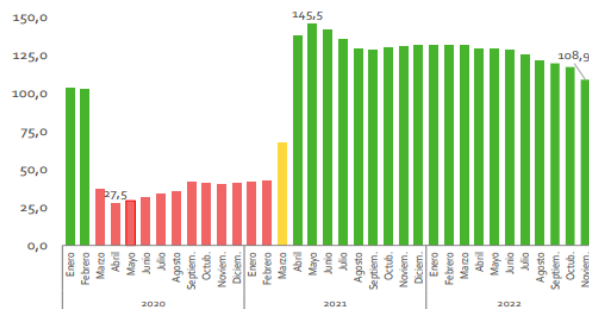
El “Termómetro de la Economía Vasca” es el indicador mensual que actualmente publica la Dirección de Economía y Planificación del Gobierno Vasco utilizando el modelo MAFE. Permite visualizar, asignando un valor dado entre 0 y 150, el estado de la economía en el mes anterior. Distingue tres estados: decrecimiento (0-50), crecimiento suave (51-100) y crecimiento sólido (100-150). El último publicado es el de noviembre de 2022, que se expone a continuación.



TERMÓMETRO DE LA ECONOMÍA VASCA. NOVIEMBRE

2021	2022										
Dic.	Enero	Febr.	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agos.	Sept.	Oct.	Nov.
131,3	131,6	131,9	131,2	129,4	129,0	128,3	125,4	121,5	119,6	117,2	108,9

El termómetro de la economía vasca se situó en noviembre en un valor de 108,9, confirmando la desaceleración, pero manteniéndose aún en la zona de crecimiento sólido. Continúa el enfriamiento del consumo privado mientras el consumo público y la inversión mantienen sus perfiles de crecimiento. Las exportaciones también siguen creciendo, aunque con menor empuje que en meses anteriores. Por sectores, los servicios ven frenado su ritmo de crecimiento, mientras la industria mantiene el suyo y la construcción repunta. El empleo, por su parte, mejora ligeramente.



Nota: El termómetro de la economía vasca se realiza con la información disponible los primeros días de cada mes.

4.2. Modelo SASCAE

El indicador de muy alta frecuencia para el seguimiento de la actividad SASCAE permite rastrear semanalmente la actividad económica de Euskadi en un tiempo casi real, proporcionando un valor correspondiente a la tasa de variación interanual

semanal del PIB durante la semana anterior al momento de la estimación. Como ejemplo, se expone el resultado correspondiente a la semana de 5 al 11 de diciembre de 2022.

INDICADOR DE MUY ALTA FRECUENCIA

Del 5 al 11 de diciembre de 2022

Valor del indicador

2,2%

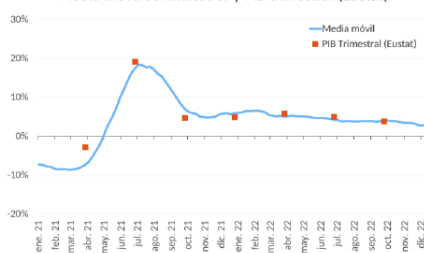


El indicador de muy alta frecuencia de la economía vasca sugiere que la evolución de la economía durante la semana del 5 al 11 de diciembre es compatible con una tasa de variación interanual del 2,2%. La disposición del puente de diciembre de este año ha hecho que el número de operaciones con tarjeta aumente un 57% respecto a la misma semana del año pasado, sin embargo, el gasto medio continúa reduciéndose en todos los sectores excepto en el de las gasolineras. La estimación de esta semana es la primera en la que se aprecia una señal de que la variación interanual del PIB del último trimestre podría situarse por debajo del 3%, mientras que las de las semanas anteriores han apuntado consistentemente a cifras superiores a ésta.

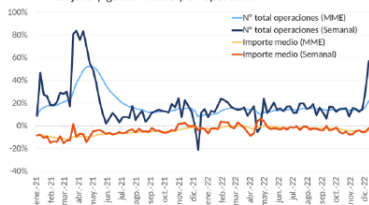
1

Del 5 al 11 de diciembre de 2022

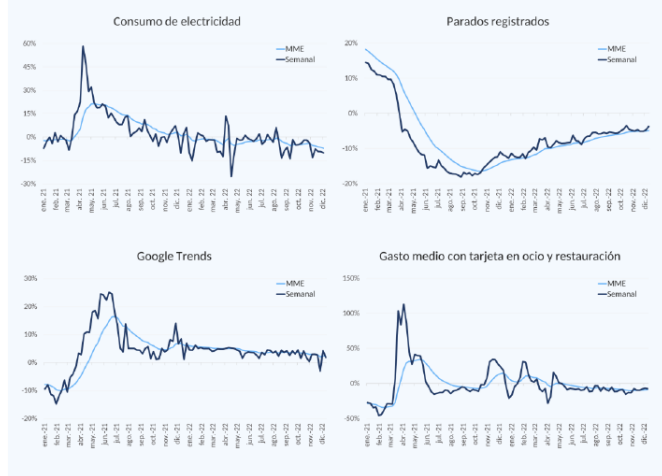
Media móvil del indicador y PIB trimestral (Eustat)



Señal de consumo: N° total de operaciones con tarjeta y gasto medio por operación



Sub-indicadores incluidos en la estimación del indicador



2

Referencias

ASKITAS, N.; ZIMMERMANN, K.F. (2009): Google Econometrics and Unemployment Forecasting. Applied Economics Quarterly.

BAFFIGI, A.; GOLINELLI, R.; PARIGI, G. (2002): Real-Time GDP forecasting in the Euro Area. Project LINK Fall Meeting. University of Bologna, Bologna, Italy, October 7-11, 2002.

BOOT, J.C.G.; FEIBES, W.; LISMAN, J.H.C. (1967): "Further Methods of Derivation of Quarterly Figures from Annual Data", Applied Statistics 16.

BOX, G.E.P; JENKINS, G.M. (1976): Time Series Analysis: Forecasting and Control, rev. ed. Holden-Day. San Francisco.

CARRIÈRE-SWALLOW, Y.; LABBÉ, F. (2010): Nowcasting with Google Trends in an Emerging Market. IDEAS-REPEC.

CHAN, CH.SH. (2000): High Frequency Macroeconomic Forecasting Model for Hong Kong. APEC Study Center. Hong Kong Institute of Economic and Business Strategy, University of Hong Kong.

CHEN, S.E. (2020): Tracking the Economic Impact of COVID-19 and Mitigation Policies in Europe and the United States. IMF Research.

CHOW, G.; LIN, A.L. (1971): "Best Linear Unbiased Distribution and Extrapolation of Economic Time Series by Related Series". The Review of Economics and Statistics 53.

COMBES, S.B. (2016): Nowcasting with Google Trends, the more is not always the better. First International Conference on Advanced Research Methods and Analytics, CARMA2016.

COUTIÑO, A. (2002): A High-Frequency Forecasting Model for the Mexican Economy. Submitted unpublished Ph.D. thesis. Autonomous University of Madrid.

DENTON, F.T. (1971): "Adjustment of Monthly or Quarterly Series to Annual Totals: An Approach Based on Quadratic Minimization", Journal of American Statistical Association.

DI FONZO, T.; MARINI, M. (2003): "Benchmarking systems of seasonally adjusted time series according to Denton's movement preservation principle". Università degli studi di Padova. Dipartimento di Scienze Statistiche.

DI FONZO, T. (1990): "The estimation of M disaggregate time series when contemporaneous and temporal aggregates are known", Review of Economic and Statistics, vol. 72.

ENGLE, R.F.; GRANGER, C.J. (1987): "Co-integration and error correction: Representation, estimation and testing". Econometrica 55 (2): 251-276. JSTOR 191323.

FERNÁNDEZ, R.B. (1981): "Methodological Note on the Estimation of Time Series", The Review of Economic and Statistics 63.

FERRARA, L.; SIMONI, A. (2019): When are Google data useful to nowcast GDP? An approach via pre-selection and shrinkage.

GARAYALDE, I.; VILLEGAS, P. (1990): Un modelo macroeconómico de simulación a escala regional: el modelo LANERE para la comunidad autónoma de Euskadi. Situación: Revista de Coyuntura Económica, (2), 123-140.

GINSBURGH, V.A. (1973): "A further Note on the Derivation of Quarterly Figures Consistent with Annual Data", Applied Statistics 22.

GRASSMAN, P.; KEEREMAN, F. (2001): An Indicator-based Short-term Forecast for Quarterly GDP in the Euro Area. Directorate-general for Economic and Financial Affairs of the European Commission.

GRECO, C. (1979): "Alcune considerazioni sui criteri di calcolo di valori trimestrali di tendenza di serie storiche annuali", Annali della Facoltà di Economia e Commercio, Università di Palermo 4.

INADA, Y. (2003): "A High-Frequency Model for Japan". Project LINK.

KIM, CH.J.; NELSON, C.R. (1999): *State-Space Models with Regime Switching*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.

KLEIN, L.R. (1969): "The Specification of Regional Econometric Models". *Papers of the regional Science Association*, vol 23.

KLEIN L.R.; SOJO, E. (1989): "Combination of High and Low Frequency Data in Macroeconometric Models", in L.R. Klein and J. Marquez (eds.), *Economics in Theory and Practice: An Eclectic Approach*.

KLEIN L.R.; PARK, J.Y. (1993): "Economic Forecasting at High Frequency Intervals". *Journal of Forecasting*.

— (1995): "The university of Pennsylvania Model for High Frequency Economic Forecasting". *Economic and financial Modeling*.

KLEIN, L.R.; ESKIN, V.; ROUDOI, A. (2003): *Empirical Regularities in the Russian Economy*. Project LINK Spring Meeting. United Nations, New York.

LI, X. (2016): "Nowcasting with Big Data: is Google useful in Presence of other Information?"

LISMAN, J.H.C.; SANDEE, J. (1964): "Derivation of Quarterly Figures from Annual Data", *Applied Statistics* 13.

LITTERMAN, R.B. (1983): "A Random Walk, Markov Model for the Distribution of Time Series", *Journal of Business and Economic Statistics* 1.

LIU, H.; HALL, S.G. (2001): "Creating High-frequency National Accounts with Statespace Modelling: A Monte Carlo Experiment". *Journal of Forecasting*,

LIU, T.C.; HWA, E.C. (1974): "A Monthly Model of the U.S. Economy", *Internacional Economic Review*.

PAULI VIRTANEN, R.G. (2020): SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. Nature Methods, págs. 17(3), 261-272.

PAYNE, D. (2000): "Predicting GDP Growth Before the BEA's Advance GDP release". Business Economics.

PEDREGOSA, F. (2011): Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research.

ROSSI, N. (1982): "A note on the estimation of disaggregate time series when the aggregate is known", Review of Economics and Statistics, vol. 64, Nº 4.

STOCK, J.H.; WATSON, M.W. (2002): "Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes". Journal of Business & Economic Statistics, 20.

VANGREVELINGHE, G. (1966): "L'évolution à court terme de la consommation des ménages: connaissance, analyse et prévision", Études et Conjoncture 9.

VARIAN, H.; CHOI, H. (2009): Predicting the Present with Google Trends. SSRN Electronic Journal.

WOLOSZKO, N. (2020): Tracking activity in real time withy Google Trends. OECD Economics Department Working Papers.

ZANI, S. (1970): "Sui criteri di calcolo dei valori trimestrali di tendenza degli aggregati di contabilità nazionale", Studi e Ricerche, Facoltà de Economia e Commercio, Università degli Studi di Parma 7.

Anexos

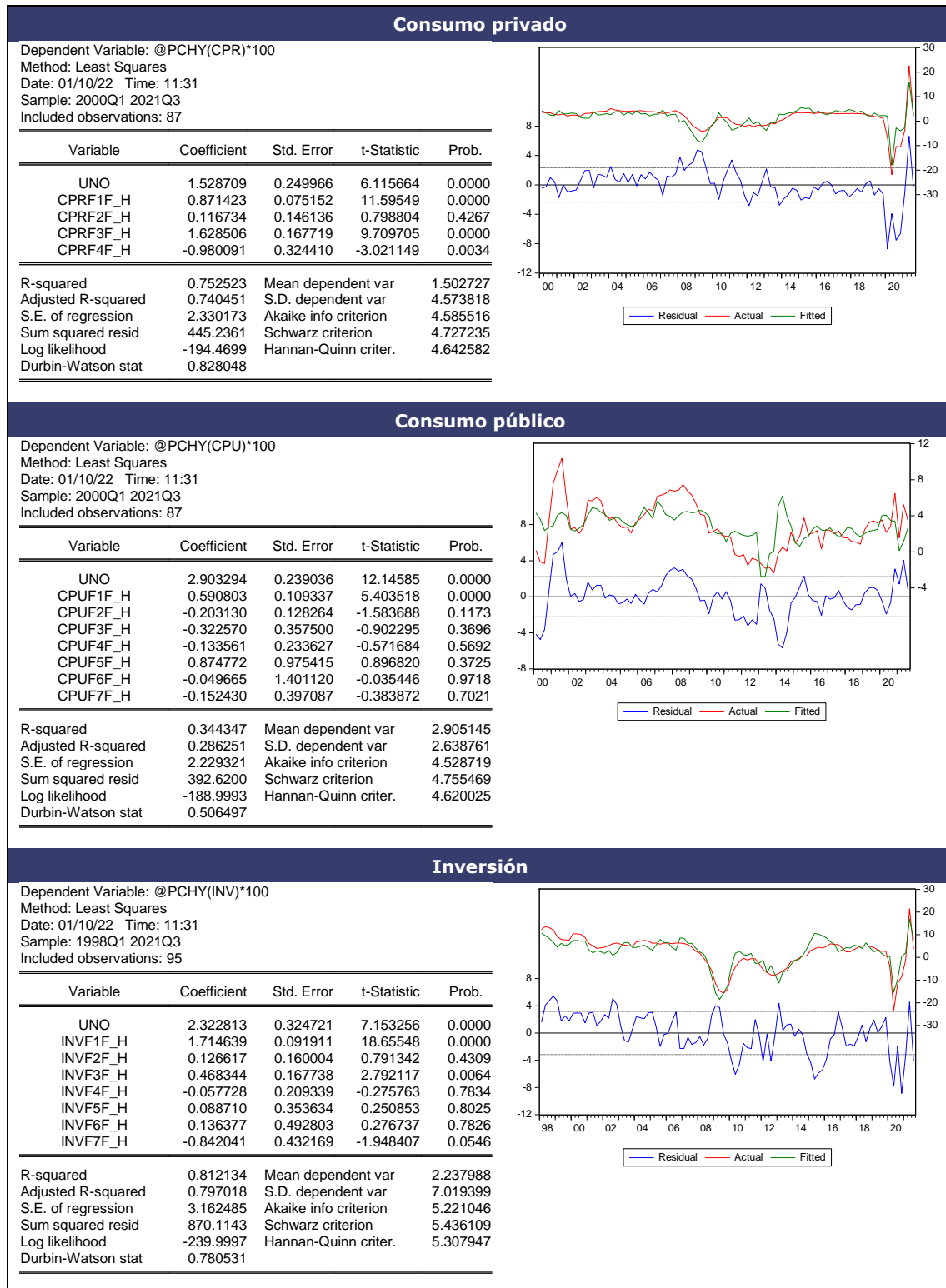
Anexo A1. Especificación dinámica de los factores

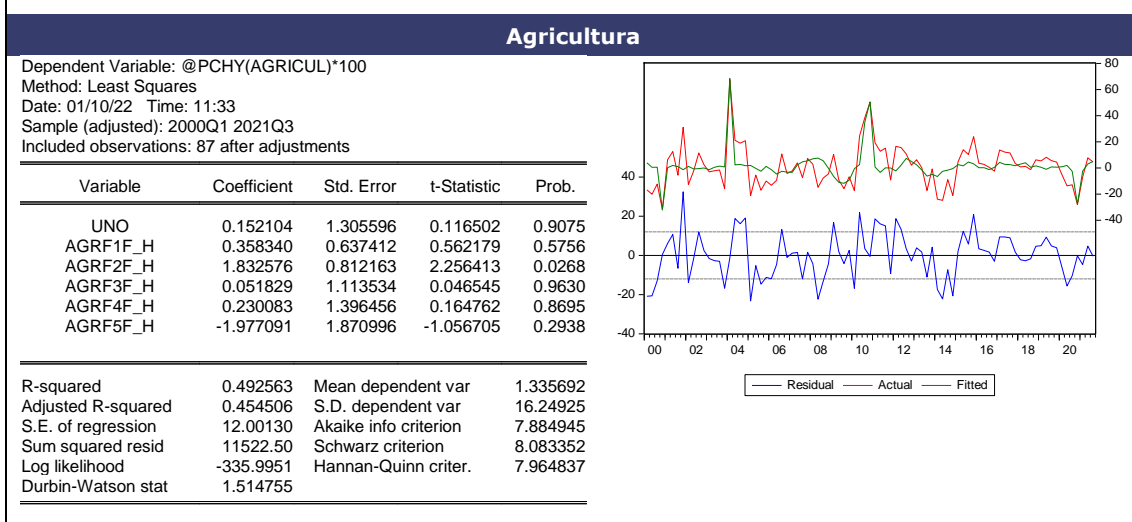
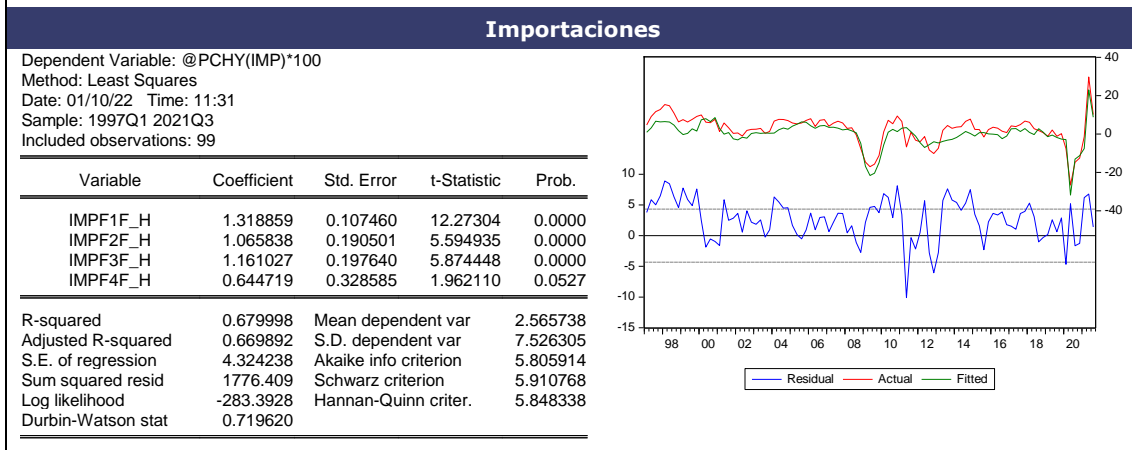
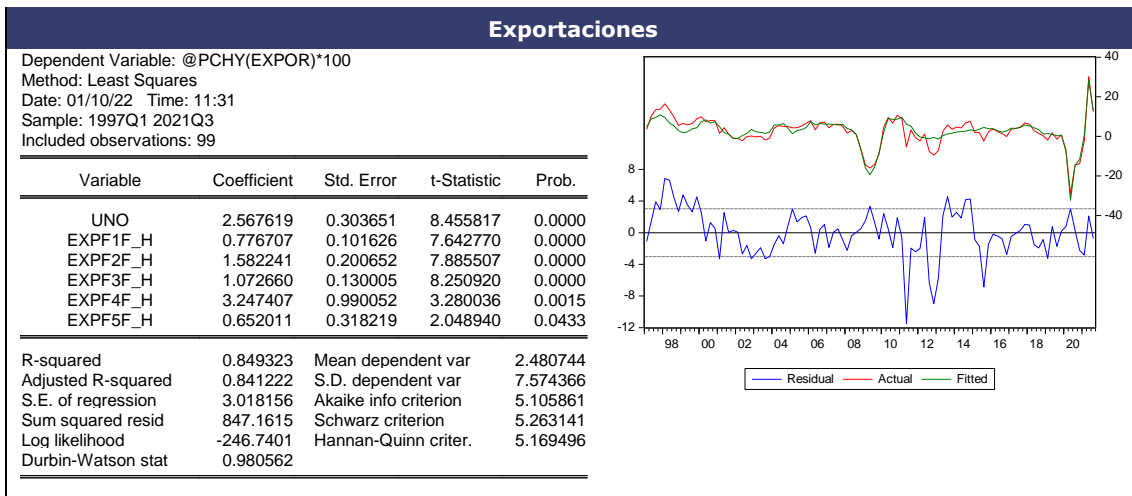
Consumo privado	
Factor	Especificación
CPRF1	LS D(CPRF1) D(PIBESP) SMA(12) AR(1) AR(4)
CPRF2	LS D(CPRF2) AR(1) AR(2) AR(4) SMA(12)
CPRF3	LS D(CPRF3) MA(1) AR(3) SAR(12) F204 F214 F207
CPRF4	LS D(CPRF4) AR(1) AR(2) MA(3) MA(2) SMA(12)
Consumo Público	
Factor	Especificación
CPUF1	LS D(CPUF1) D(F201301) F201301(-12) AR(1) SAR(12) D(IMPUF1F) MA(4) MA(3) FCPU
CPUF2	LS D(CPUF2) AR(1) SMA(12) D(IMPUF1F) MA(2) MA(3)
CPUF3	LS (CPUF3) MA(3) MA(1) SMA(12) F201301(-12) F200702
CPUF4	LS CPUF4 AR(1) AR(2) SMA(12) F201301(-12) F201301 MA(1) MA(4) F200702(-2) F200702
CPUF5	LS CPUF5 AR(1) AR(2) F201301 F201301(-12) SMA(12) MA(4)
CPUF6	LS CPUF6 AR(1) F201301(-12) MA(1) SAR(12) AR(3) MA(3)
CPUF7	LS CPUF7 F200201 F200201(-3) F200201(-12) F200201(-15) AR(1) AR(2)
Inversión	
Factor	Especificación
INVF1	LS D(INVF1) D(EXPF1F) MA(4) SMA(12) AR(1) AR(2) AR(3)
INVF2	LS D(INVF2) AR(1) MA(4) SMA(12) F206
INVF3	LS D(INVF3) AR(1) MA(4) SMA(12)
INVF4	LS INV4 MA(1) AR(1) SMA(12) MA(3)
INVF5	LS D(INVF5) AR(1) MA(1) SMA(12) AR(2) AR(3) AR(4)
INVF6	LS (INV6) MA(1) SMA(12) MA(2) MA(3)
INVF7	LS (INV7) SMA(12) MA(1) MA(2) MA(3)
Exportaciones	
Factor	Especificación
EXPF1	LS D(EXPF1) D(PIBUEM) MA(1) MA(3) AR(1) AR(3) SMA(12)
EXPF2	LS D(EXPF2) D(PIBESP) AR(4) AR(1) AR(2) AR(3) SMA(12)
EXPF3	LS (EXPF3) AR(1) AR(2) AR(3) SMA(12)
EXPF4	LS D(EXPF4) D(FCOVID) AR(2) SMA(12) AR(1) AR(3) AR(4) MA(2)
EXPF5	LS D(EXPF5) AR(2) AR(4) SMA(12) MA(1) D(FCOVID)
Importaciones	
Factor	Especificación
IMPF1	LS D(IMPF1,1,12) D(EXPF1F,1,12) AR(1) AR(4) SMA(12) MA(1)
IMPF2	LS D(IMPF2) D(EXPF2F) AR(1) AR(2) AR(4) SMA(12)
IMPF3	LS D(IMPF3) D(CPRF3F) AR(1) AR(2) MA(3) SAR(12)
IMPF4	LS D(IMPF4) D(EXPF3F) AR(1) SMA(12) AR(2)

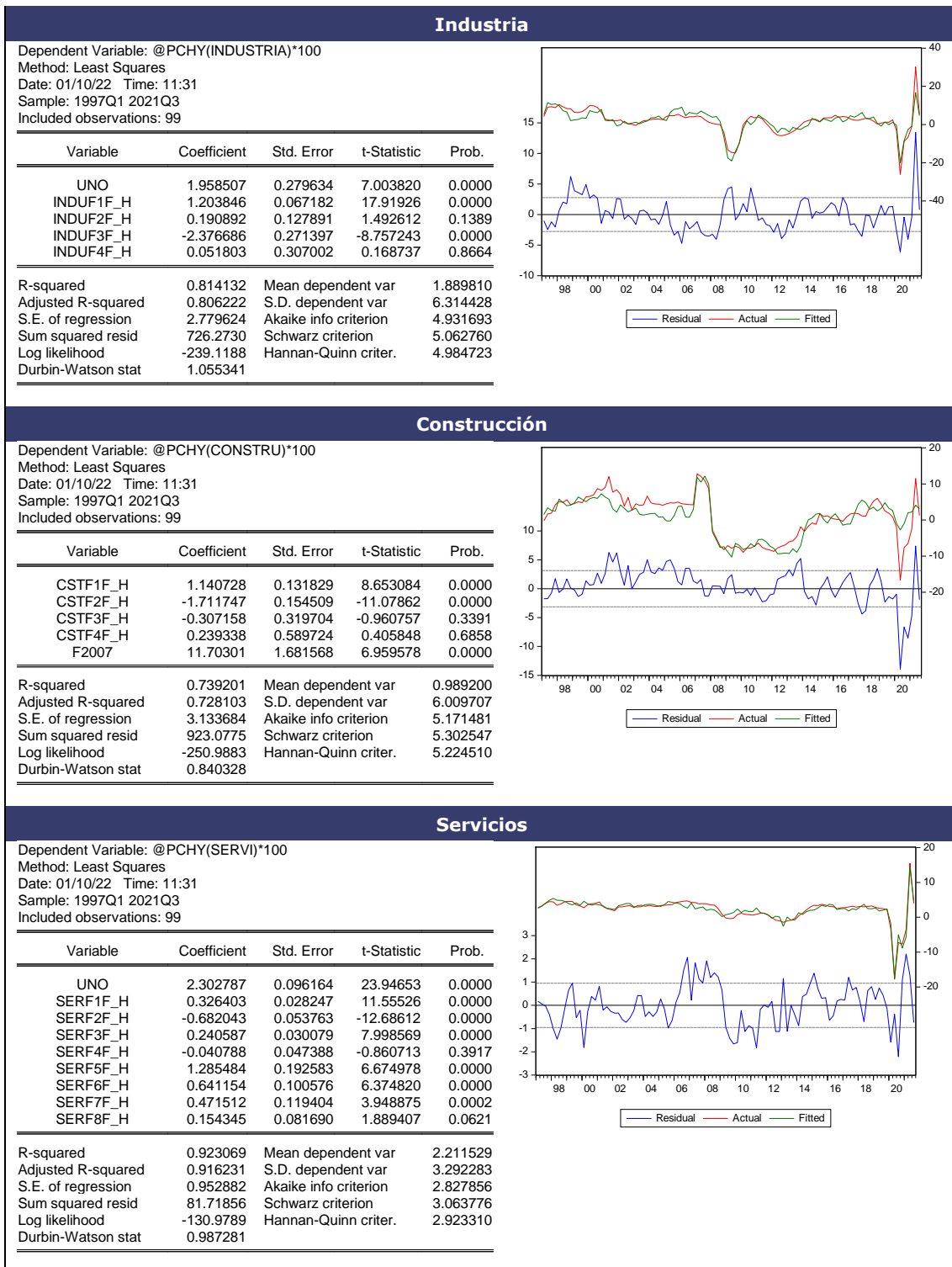
Agricultura	
Factor	Especificación
AGRF1	LS D(AGRF1) MA(1) AR(4) SMA(12) AR(2) AR(3)
AGRF2	LS D(AGRF2) MA(1) SMA(12) AR(4) AR(2) AR(3)
AGRF3	LS D(AGRF3) MA(1) MA(2) MA(3) SMA(12) MA(4)
AGRF4	LS D(AGRF4) MA(1) SMA(12) MA(2) MA(3)
AGRF5	LS D(AGRF5) MA(1) SMA(12) MA(4) AR(2)
Industria	
Factor	Especificación
INDUF1	LS (INDUF1) (PIBESP) (EXPF1F) AR(1) AR(2) MA(4) SMA(12)
INDUF2	LS D(INDUF2) D(EXPF2F) AR(1) AR(2) MA(4) SMA(12)
INDUF3	LS D(INDUF3) D(EXPF2F) AR(1) AR(2) SMA(12)
INDUF4	LS (INDUF4) AR(1) MA(1) MA(2) SMA(12)
Construcción	
Factor	Especificación
CSTF1	LS D(CSTF1) D(INVF2F) AR(1) MA(4) SMA(12)
CSTF2	LS D(CSTF2) AR(4) SMA(12) MA(1) D(INVF1F) D(INVF2F)
CSTF3	LS (CSTF3) SMA(12) MA(1) MA(2) MA(3)
CSTF4	LS D(CSTF4) MA(2) MA(1) SMA(12) AR(1)
CSTF5	LS (CSTF5) MA(1) AR(1) SMA(12) MA(3)
CSTF6	LS D(CSTF6) AR(1) AR(2) SMA(12) MA(4)
Servicios	
Factor	Especificación
SERF1	LS D(SERF1) D(EXPF1F) AR(1) MA(4) MA(3) SMA(12)
SERF2	LS D(SERF2) D(CPRF3F) (F206) (F216) F207 F217 F204 AR(1) SMA(12)
SERF3	LS D(SERF3) D(CPRF3F) AR(1) MA(4) SMA(12)
SERF4	LS D(SERF4) D(PIBESP) AR(1) AR(2) MA(4) SMA(12)
SERF5	LS D(SERF5) D(CPRF1F) AR(2) SMA(12) AR(1) MA(4)
SERF6	LS D(SERF6) SMA(12) AR(2) AR(3) SAR(12)
SERF7	LS D(SERF7) MA(1) SMA(12) AR(1) AR(2)
SERF8	LS D(SERF8) SMA(12) MA(1) MA(3) AR(2)
SERF9	LS D(SERF9) MA(1) AR(1) SMA(12)
SERF10	LS D(SERF10) AR(1) AR(2) MA(1) SMA(12) AR(3)
Impuestos	
Factor	Especificación
IMPUF1	LS D(IMPUF1) D(CPRF1F) AR(1) MA(4)
IMPUF2	LS IMPUF2 F200201 F200204 F200201(-12) F200204(-12) SMA(12) AR(1) D(CPRF1F)
IMPUF3	LS IMPUF3 MA(1) SAR(12) AR(2) AR(4)
IMPUF4	LS D(IMPUF4) F200201 MA(1) AR(1) MA(2) AR(2) SMA(12)

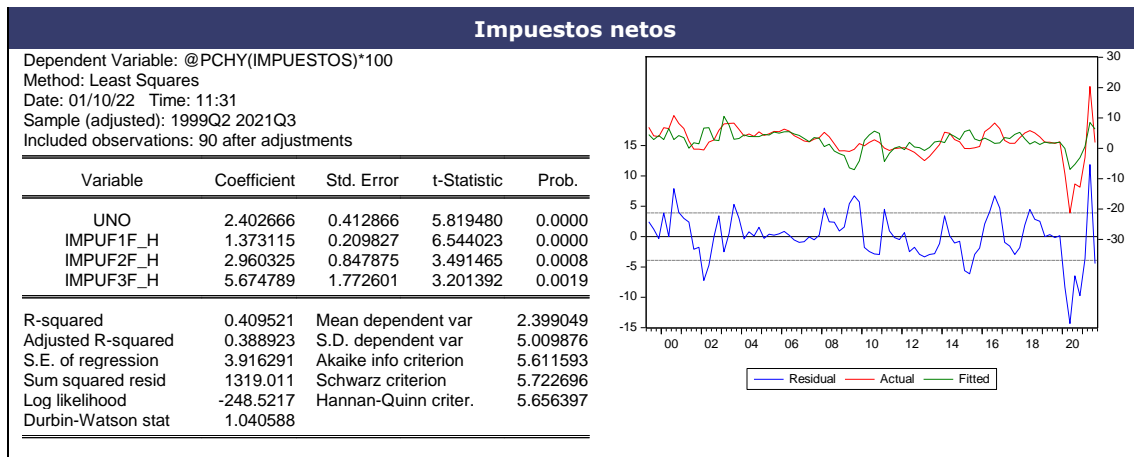
[\[volver al texto\]](#)

Anexo A2. Regresiones de baja frecuencia









[\[volver al texto\]](#)

Anexo A3. Especificación dinámica de los factores

Indicadores de Consumo privado	
Indicador	Especificación
CPR1	LS @DLOG(CPR1,0,12) C CPRF1F CPRF2F CPRF3F CPRF4F SAR(12) MA(1) AR(1) SMA(24)
CPR2	LS @DLOG(CPR2,0,12) C CPRF1F CPRF2F CPRF3F CPRF4F MA(2) AR(6) SMA(12)
CPR3	LS @DLOG(CPR3,0,12) C CPRF1F CPRF2F CPRF3F CPRF4F AR(1) AR(4) SAR(12)
CPR4	LS @DLOG(CPR4,0,12) C CPRF1F CPRF2F CPRF3F CPRF4F @DLOG(CPR4(-1),0,12) AR(1) SAR(12)
CPR5	LS @DLOG(CPR5,0,12) C CPRF1F CPRF2F CPRF3F CPRF4F MA(1) AR(2) AR(3) SAR(12) SAR(24)
CPR6	LS @DLOG(CPR6,0,12) C CPRF1F CPRF2F CPRF3F CPRF4F MA(1) SAR(12) SMA(12) F20214
CPR7	LS @DLOG(CPR7,0,12) C CPRF1F CPRF2F CPRF3F CPRF4F AR(3) SAR(12) SMA(12) SAR(24)
Consumo Público	
Indicador	Especificación
CPU1	LS @DLOG(CPU1,0,12) C CPUF1F CPUF2F CPUF3F CPUF4F CPUF5F CPUF6F CPUF7F AR(1) SMA(12) SAR(12)
CPU2	LS @DLOG(CPU2,0,12) C CPUF1F CPUF2F CPUF3F CPUF4F CPUF5F CPUF6F CPUF7F AR(3) SMA(12)
CPU3	LS @DLOG(CPU3,0,12) C CPUF1F CPUF2F CPUF3F CPUF4F CPUF5F CPUF6F CPUF7F SMA(12) SAR(24) AR(3)
CPU4	LS @DLOG(CPU4,0,12) C CPUF1F CPUF2F CPUF3F CPUF4F CPUF5F CPUF6F CPUF7F AR(2)
CPU5	LS @DLOG(CPU5,0,12) C CPUF1F CPUF2F CPUF3F CPUF4F CPUF5F CPUF6F CPUF7F AR(3)

Inversión	
Indicador	Especificación
INV1	LS @DLOG(INV1,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F AR(2) MA(2)
INV3	LS @DLOG(INV3,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F AR(10) SMA(12)
INV4	LS @DLOG(INV4,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F
INV5	LS INV5 C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F SMA(12) SAR(12)
INV6	LS @DLOG(INV6,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F
INV8	LS INV8 C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F MA(1) AR(2) AR(4) SAR(12)
INV9	LS INV9 C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F AR(1) SMA(12)
INV10	LS @DLOG(INV10,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F SMA(12) SAR(12)
INV11	LS @DLOG(INV11,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F SMA(12) MA(1)
INV12	LS @DLOG(INV12,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F SMA(12) SAR(12) AR(1)
INV13	LS @DLOG(INV13,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F MA(1) SMA(12)
INV14	LS @DLOG(INV14,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F AR(1) AR(2) AR(3) SAR(12)
INV15	LS INV15 C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F INV15(-1) AR(2)
INV16	LS @DLOG(INV16,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F AR(1) SMA(12) F20213 F20214
INV17	LS @DLOG(INV17,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F AR(1) AR(3) SMA(12)
INV18	LS @DLOG(INV18,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F MA(1) SMA(12)
INV19	LS @DLOG(INV19,0,12) C INV1F INV2F INV3F INV4F INV5F INV6F INV7F AR(1) AR(3) SMA(12)
Exportaciones	
Indicador	Especificación
EXP1	LS @DLOG(EXP1,0,12) C EXP1F EXP2F EXP3F EXP4F EXP5F AR(2) AR(3) SAR(12) SMA(24)
EXP2	LS @DLOG(EXP2,0,12) C EXP1F EXP2F EXP3F EXP4F EXP5F AR(1) MA(2) MA(3) SMA(12)
EXP3	LS @DLOG(EXP3,0,12) C EXP1F EXP2F EXP3F EXP4F EXP5F AR(1) MA(2) MA(3) SMA(12)
EXP4	LS @DLOG(EXP4,0,12) C EXP1F EXP2F EXP3F EXP4F EXP5F AR(4) SMA(12) AR(1)
EXP5	LS @DLOG(EXP5,0,12) C EXP1F EXP2F EXP3F EXP4F EXP5F MA(1) SAR(12) SAR(24)
EXP6	LS @DLOG(EXP6,0,12) C EXP1F EXP2F EXP3F EXP4F EXP5F F20214

EXP7	LS @DLOG(EXP7,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F MA(1) AR(1) AR(3) F20214
EXP9	LS @DLOG(EXP9,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F MA(1) AR(1) MA(3) F20214
EXP10	LS @DLOG(EXP10,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(1) MA(1) SAR(12) SAR(24) F20214
EXP12	LS @DLOG(EXP12,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(1) SMA(12) F20214
EXP13	LS @DLOG(EXP13,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(1) SAR(12) SMA(12) F20214
EXP15	LS @DLOG(EXP15,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(1) AR(3) AR(4) SMA(12) F20214
EXP16	LS @DLOG(EXP16,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(1) MA(1) SAR(12) F20214
EXP17	LS @DLOG(EXP17,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(1) MA(1) SMA(12)
EXP1	LS @DLOG(EXP1,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(2) AR(3) SAR(12) SMA(24)
EXP2	LS @DLOG(EXP2,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(1) MA(2) MA(3) SMA(12)
EXP3	LS @DLOG(EXP3,0,12) C EXPF1F EXPF2F EXPF3F EXPF4F EXPF5F AR(1) MA(2) MA(3) SMA(12)
Importaciones	
Indicador	Especificación
IMP1	LS @DLOG(IMP1,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F SMA(12) AR(1) MA(1)
IMP2	LS @DLOG(IMP2,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F SAR(12)
IMP4	LS @DLOG(IMP4,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F AR(1) MA(5) MA(2) SAR(12) SAR(24)
IMP5	LS @DLOG(IMP5,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F AR(1) SAR(12) SAR(24) F20214
IMP7	LS @DLOG(IMP7,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F AR(1) AR(3) MA(3) MA(4) SMA(12) SAR(12)
IMP8	LS @DLOG(IMP8,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F AR(1) AR(3) SMA(12) SAR(12)
IMP10	LS @DLOG(IMP10,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F AR(1) AR(4) SAR(12) F20214
IMP11	LS @DLOG(IMP11,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F AR(1) SMA(12) MA(1) F20214
IMP12	LS IMP12 C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F IMP12(-1) MA(1) SMA(12) SAR(12)
IMP13	LS @DLOG(IMP13,0,12) C IMPF1F IMPF2F IMPF3F IMPF4F AR(1) AR(2) AR(3) SMA(12)
Agricultura	
Indicador	Especificación
AGR1	LS @DLOG(AGR1,0,12) C AGRF1F AGRF2F AGRF3F AGRF4F AGRF5F AR(1) SAR(12) SAR(24) AR(3) AR(4)

AGR2	LS @DLOG(AGR2,0,12) C AGRF1F AGRF2F AGRF3F AGRF4F AGRF5F AR(1) MA(1) AR(2) SMA(12) AR(3)
AGR3	LS @DLOG(AGR3,0,12) C AGRF1F AGRF2F AGRF3F AGRF4F AGRF5F MA(1) MA(2) SMA(12) MA(3)
AGR4	LS @DLOG(AGR4,0,12) C AGRF1F AGRF2F AGRF3F AGRF4F AGRF5F MA(1) AR(2) SAR(12) SAR(24) AR(9)
Industria	
Indicador	Especificación
IND1	LS @DLOG(IND1,0,12) INDUF1F INDUF2F INDUF3F INDUF4F AR(1) SMA(12)
IND2	LS (IND2) C INDUF1F INDUF2F INDUF3F INDUF4F IND2(-1) AR(1)
IND3	LS @DLOG(IND3,0,12) C INDUF1F INDUF2F INDUF3F INDUF4F AR(1) SMA(12) MA(1)
IND4	LS @DLOG(IND4,0,12) C INDUF1F INDUF2F INDUF3F INDUF4F AR(1) MA(1) SMA(12)
IND5	LS (IND5) C INDUF1F INDUF2F INDUF3F INDUF4F AR(1) MA(1)
IND6	LS @DLOG(IND6,0,12) C INDUF1F INDUF2F INDUF3F INDUF4F AR(1) SMA(12) MA(1)
IND7	LS @DLOG(IND7,0,12) C INDUF1F INDUF2F INDUF3F INDUF4F AR(1) SMA(12) SAR(12)
IND8	LS @DLOG(IND8,0,12) C INDUF1F INDUF2F INDUF3F INDUF4F AR(1) AR(2) SMA(12) SAR(12)
Construcción	
Indicador	Especificación
CST1	LS @DLOG(CST1,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F @DLOG(CST1(-1),0,12) AR(3) AR(4) MA(1)
CST2	LS @DLOG(CST2,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F AR(1) SAR(12)
CST3	LS @DLOG(CST3,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F SMA(12)
CST4	LS @DLOG(CST4,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F AR(1) SAR(12)
CST5	LS CST5 C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F AR(2) AR(3)
CST6	LS @DLOG(CST6,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F MA(2) SMA(12) MA(1)
CST7	LS @DLOG(CST7,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F MA(1) SAR(12)
CST8	LS CST8 C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F AR(1) MA(2) SAR(12)
CST9	LS CST9 C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F SAR(12)
CST10	LS @DLOG(CST10,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F MA(1) SMA(12) SMA(24)
CST11	LS @DLOG(CST11,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F MA(1) SMA(12) SAR(12)
CST12	LS @DLOG(CST12,0,12) C CSTF1F CSTF2F CSTF3F CSTF4F CSTF5F CSTF6F SMA(12) SMA(24) MA(2)

Servicios	
Indicador	Especificación
SERV1	LS @DLOG(SERV1,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) AR(3) SAR(12) MA(2) MA(6)
SERV2	LS @DLOG(SERV2,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(3) SMA(12) SAR(12) MA(1) AR(1)
SERV3	LS @DLOG(SERV3,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F SAR(12)
SERV4	LS @DLOG(SERV4,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(4) SAR(12)
SERV5	LS @DLOG(SERV5,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F SAR(12) SAR(24)
SERV6	LS @DLOG(SERV6,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F MA(1) AR(4) SAR(12) SAR(24)
SERV7	LS @DLOG(SERV7,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) AR(3) AR(6) SMA(12) SAR(24)
SERV8	LS @DLOG(SERV8,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F SMA(12) SAR(12)
SERV9	LS @DLOG(SERV9,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F MA(1)
SERV10	LS @DLOG(SERV10,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SMA(12) SAR(12)
SERV11	LS @DLOG(SERV11,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SAR(12) SMA(12) MA(1)
SERV12	LS @DLOG(SERV12,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SAR(12) SMA(12)
SERV13	LS @DLOG(SERV13,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SAR(12) SMA(12)
SERV14	LS @DLOG(SERV14,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SAR(12)
SERV15	LS @DLOG(SERV15,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F SAR(12)
SERV16	LS @DLOG(SERV16,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F MA(1) SAR(4) SAR(12) SAR(24)
SERV17	LS @DLOG(SERV17,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SMA(12)
SERV18	LS @DLOG(SERV18,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F MA(1) SMA(12) AR(4)
SERV19	LS @DLOG(SERV19,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SMA(12)
SERV20	LS @DLOG(SERV20,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F SMA(12) MA(1)
SERV21	LS @DLOG(SERV21,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SMA(12) SMA(24)

SERV22	LS @DLOG(SERV22,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SAR(12)
SERV23	LS @DLOG(SERV23,0,12) C SERF1F SERF2F SERF3F SERF4F SERF5F SERF6F SERF7F SERF8F SERF9F SERF10F AR(1) SAR(12)
Impuestos	
Indicador	Especificación
IMPU1	LS @DLOG(IMPU1,0,12) C IMPUF1F IMPUF2F IMPUF3F IMPUF4F SMA(12)
IMPU2	LS @DLOG(IMPU2,0,12) C IMPUF1F IMPUF2F IMPUF3F IMPUF4F AR(1) AR(2) SMA(12)

[\[volver al texto\]](#)