

PANDEMIA Y DESIGUALDAD: UN ANÁLISIS EN TIEMPO REAL (*)

Oriol ASPACHS

CaixaBank Research

Ruben DURANTE

ICREA-UPF, IPEG, Barcelona GSE y CEPR

Alberto GRAZIANO

Josep MESTRES

CaixaBank Research

José G. MONTALVO

UPF, IPEG y Barcelona GSE

Marta REYNAL-QUEROL

ICREA-UPF, IPEG, Barcelona GSE y CEPR

Resumen

Diversos estudios bioarqueológicos han mostrado que las pandemias tienen un impacto muy relevante en el incremento de las desigualdades preexistentes. Una preocupación importante durante el periodo de propagación del COVID-19 fue que su impacto económico pudiera afectar de manera desproporcionada a los segmentos más vulnerables de la población. Un problema habitual con las medidas de desigualdad es que su cálculo se produce con bastante retraso y de forma muy infrecuente. En este artículo presentamos una metodología pionera para analizar la evolución de la desigualdad en tiempo real que permite reajustar las acciones de política económica para mitigar el impacto de un *shock* de desarrollo rápido, como la pandemia, sobre la desigualdad. Este trabajo es fruto de un proyecto pionero de colaboración público-privada entre la Universitat Pompeu Fabra-IPEG y el Departamento de Investigación de CaixaBank. Los resultados muestran el enorme aumento de la desigualdad que se produjo durante los primeros meses de la pandemia y el efecto que tuvieron los ERTE en la mitigación de dicho aumento. A principios de 2022 la desigualdad había vuelto al nivel prepandémico tanto en términos agregados como por subgrupos de la población.

Palabras clave: desigualdad, datos masivos, indicadores de muy alta frecuencia, ERTE..

Abstract

Several bio-archaeological studies have shown that pandemics have a very significant impact on the increase in pre-existing inequalities. A major concern during the period of spread of COVID-19 was that its economic impact could disproportionately affect the most vulnerable segments of the population. A common problem with inequality measures is that their calculation is produced with considerable delay and very low frequency. In this article, we present a pioneering methodology to analyze the evolution of inequality in real time that allows economic policy actions to be readjusted to mitigate the impact of a rapidly developing shock, such as the pandemic, on inequality. This work is the result of an innovative public-private collaboration project between the Universitat Pompeu Fabra-IPEG and the CaixaBank research department. The results show the enormous increase in inequality that occurred during the first months of the pandemic, and the effect that ERTE had in mitigating this increase. By early 2022, inequality had returned to the pre-pandemic level both at the aggregate level and by population subgroups.

Keywords: inequality, big data, high frequency indicators, furlough schemes.

JEL classification: D63, I32.

I. INTRODUCCIÓN

La propagación de la pandemia del COVID-19 tuvo una enorme repercusión sobre la actividad económica en todo el mundo. Una preocupación importante durante este periodo ha sido que el impacto económico de la pandemia pudiera afectar de manera desproporcionada a los segmentos más vulnerables de la población, lo que provocaría un aumento de la desigualdad. Diversos estudios bioarqueológicos, por ejemplo, Wade (2020), han mostrado que las pandemias

tienen un impacto muy relevante en el incremento de las desigualdades preexistentes. El aumento rápido de la desigualdad, a su vez, puede plantear serios riesgos para la estabilidad política, ya que erosiona la cohesión social y puede estimular el apoyo a opiniones populistas o incluso antidemocráticas (Ingelhard y Norris, 2016). El impacto de la pandemia sobre la desigualdad afecta sustancialmente a muy diversas dimensiones. Stancheva (2022) sintetiza la investigación realizada sobre diferentes aspectos de la desigualdad en diversos países afectados por la pandemia, desde la distri-

bución de la renta hasta la desigualdad sectorial y regional, la desigualdad en los *inputs* educativos y la desigualdad de género.

Los efectos de la reciente pandemia, y la conveniencia de realizar un seguimiento en tiempo real del impacto de las medidas de política económica para afrontarla (1), ha puesto el foco en la utilidad de bases de datos masivas para el análisis macroeconómico de alta frecuencia. Los Gobiernos han tomado numerosas medidas para responder a la pandemia. Sin embargo, existía un alto grado de incertidumbre sobre el efecto de las respuestas de política económica y la adecuación del monto total del apoyo público a la economía. Desafortunadamente, la mayoría de los indicadores y estadísticas macroeconómicas oficiales tienen una frecuencia muy baja y se producen con mucho retraso, por lo que es difícil reformular las políticas en tiempo real si se observa falta de eficacia. Este es un desafío importante para los formuladores de políticas públicas en sus esfuerzos por adaptar sus respuestas para «aplanar la curva de recesión» (Gourinchas, 2020) después de aplanar la curva de infección.

El objetivo de muchos de estos nuevos indicadores es poder ofrecer información semanal (Eraslan y Götz, 2021; Lewis *et al.*, 2020) o incluso diaria (Lourenço y Rua, 2020) sobre el nivel de actividad económica. En estos ejemplos anteriores la idea consiste en utilizar información disponible con frecuencia semanal/diaria para construir un indicador sintético tradicional basado en procedimientos de componentes principales dinámicas.

En otros casos el objetivo es proponer nuevos procedimientos o indicadores. Por ejemplo, el Census Bureau de los Estados Unidos ha puesto en marcha varios indicadores experimentales para hacer un seguimiento semanal de la vida de los ciudadanos (*Household Pulse Survey*) y las pequeñas empresas (*Small Business Pulse Survey*) durante la pandemia. Bick y Blandin (2020) recurren a la *Encuesta de población en tiempo real (RPS)*, siguiendo la estructura de la encuesta oficial (*Consumer Population Survey*), para construir estimaciones de alta frecuencia de empleo, horas trabajadas e ingresos. Desafortunadamente, muchas de estas encuestas semanales tienen un elevado grado de no respuesta y sesgos de selección de difícil cuantificación.

Otras medidas son menos convencionales. Chen *et al.* (2020) muestran la elevada correlación de los indicadores de movilidad comunitaria de Google

y las medidas de alta frecuencia de consumo de energía y horas trabajadas. Chetty *et al.* (2020) han creado un rastreador para medir la actividad económica a muy alta frecuencia en Estados Unidos. Chetty *et al.* (2020) utilizan información económica anónima de empresas privadas para medir el gasto de los consumidores (transacciones con tarjeta de Affinity Solutions); cambio en la apertura de pequeñas empresas (negocios que realizan transacciones en un día determinado desde Womply); tiempo en el trabajo (datos GPS proporcionados por Google); y horas trabajadas en pequeñas empresas (proporcionadas por Homebase). El interés de esta iniciativa, además de la capacidad de los datos para realizar un seguimiento de la actividad con muy alta frecuencia, es la colaboración entre investigadores universitarios y empresas privadas.

La utilización de grandes bases de datos administrativos y de empresas privadas permitió saber en pocos meses el impacto dinámico sobre el consumo de los cheques enviados por el Gobierno norteamericano a las familias (Baker *et al.*, 2021) o el efecto de los 800.000 millones en créditos subsidiados del *Paycheck Protection Program* concedidos a pequeñas y medianas empresas en Estados Unidos (Autor *et al.*, 2022).

II. INFORMACIÓN BANCARIA PARA EL SEGUIMIENTO ECONÓMICO EN TIEMPO REAL

La gran cantidad de datos de que disponen los bancos proporcionan una enorme oportunidad para el análisis económico. Los datos sobre transacciones con tarjetas de crédito/débito tienen cierta tradición como indicador de alta frecuencia del gasto de los consumidores. El Banco Central Europeo (BCE) ya utilizó esta información, de una forma ciertamente *ad hoc*, en la desaceleración económica causada por el pinchazo de la burbuja tecnológica en 2001. Ante la solicitud de la Reserva Federal de realizar una segunda bajada coordinada de los tipos de interés, el BCE argumentó que el consumo ya se estaba recuperando, según los datos de las tarjetas, y no accedió a la reducción adicional de los tipos de interés.

En los últimos años, la investigación económica ha comenzado también a aprovechar la información generada por las entidades financieras.

En general, los datos de tarjetas de pago y cuentas bancarias de aplicaciones de gestión de finanzas

personales o bancos son muy útiles para la investigación económica, ya que permiten un análisis de alta frecuencia para capturar cambios en el comportamiento o el efecto de las políticas públicas, lo que permite ajustarlos en el caso de una crisis de rápida expansión como la pandemia de COVID-19. Las cuentas bancarias también brindan información que permite analizar la heterogeneidad de las respuestas de los individuos por características demográficas (por ejemplo, la edad), tipo de gasto, nivel de renta, saldo de las cuentas, etc. Se trata de microdatos precisos y de alta calidad que no sufren los sesgos de recolección y los errores de medición que plagan los datos basados en encuestas, especialmente cuando se solicitan datos de ingresos o se requiere la anotación de gastos por días. Además, los datos de cuentas vinculadas, como los generados por los sitios web y las aplicaciones de administración personal, brindan una visión más completa de las finanzas de los usuarios que las cuentas de un solo banco.

La utilización de esta información se ha generalizado especialmente desde el estallido de la pandemia. En España, CaixaBank Research ha publicado durante la pandemia unas notas semanales que analizan el uso de tarjetas de crédito en terminales en punto de venta (TPV), transacciones *online* y retiradas de efectivo para estimar el impacto de las medidas de confinamiento en el consumo. Este tipo de información también es explotada habitualmente por otros bancos como Abanca (Observatorio Abanca por IESIDE), BBVA o el Banco de Sabadell (Pulso). El Banco de España también ha utilizado el gasto en los TPV para realizar un seguimiento del gasto durante la pandemia (González *et al.* 2020).

En los últimos años, y más intensamente desde el inicio de la pandemia, la investigación económica ha utilizado con creciente frecuencia microdatos bancarios para profundizar en aspectos económicos más allá del mero seguimiento del gasto de los consumidores.

1. Datos bancarios y teoría económica

Los primeros estudios utilizando microdatos bancarios se centraron en contrastar la teoría de la renta permanente según la cual los consumidores deberían reaccionar con mayor gasto solo ante cambios de su renta permanente (por ejemplo, un aumento salarial permanente). Esto quiere decir que el consumo de un individuo debería tener una

evolución muy suave. Gelman *et al.* (2014) utilizan datos diarios de la aplicación de agregación de cuentas financieras Check para estudiar la hipótesis de la renta permanente encontrando un exceso de sensibilidad del consumo al ingreso: alrededor del período de recepción de cheques y pagos de la Seguridad Social hay un gran aumento en el consumo. Esto sucede tanto para el gasto total como para el gasto no recurrente y el gasto no esencial (como comida rápida y cafeterías) lo que implica que la teoría no funciona. Olafsson y Pagel (2018) también estudian la teoría de la renta permanente utilizando datos Meniga, una *fintech* de Islandia. Los resultados muestran, coincidiendo con Gelman *et al.* (2014), una respuesta significativa en el día de pago que es robusta para todas las categorías de ingresos y gastos.

Tras el comienzo de la pandemia, los microdatos bancarios se han utilizado para hacer el seguimiento de la economía y la evaluación del impacto de las políticas adoptadas para hacer frente a la pandemia.

2. Colaboración público-privada en ciencias sociales

Cuando se habla de colaboración público-privada en el campo de la ciencia se sobreentiende que se trata de una empresa que colabora con un departamento universitario o centro de investigación en temas relacionados con ciencias de la vida o ingeniería. El advenimiento de la pandemia de COVID-19 y la necesidad de contar con información de muy alta frecuencia para hacer un seguimiento de la evolución económica y del impacto de las políticas adoptadas para mitigar el efecto de la pandemia ha hecho más importante la disponibilidad rápida de grandes bases de datos, impulsando la colaboración público-privada en el campo de las ciencias sociales. En este caso, el calificativo público puede referirse a universidades, organismos públicos y centros de investigación trabajando con grandes bases de datos de empresas privadas, aunque también se puede referir a bases de datos públicas construidas a partir de microdatos de empresas privadas.

Un ejemplo de esta colaboración es el *economic tracker* del Opportunity Insight. Como se señaló anteriormente, Chetty *et al.* (2020) describen los datos que utilizan para hacer un seguimiento del impacto del COVID-19 en diferentes dimensiones. Entre las empresas privadas que colaboran aportan-

do datos están Affinity Solutions (gasto en tarjetas de crédito y débito); CoinOut (transacciones en efectivo); Womply (utilización de tarjetas de crédito en pequeños negocios), Paychex (datos sobre empleo y nóminas de 670.000 pequeñas y medianas empresas); Intuit (ofrece servicios de pago de nóminas a empresas), Earnin (ofrece servicios de avance de la nómina que permite acceder a la renta de los trabajadores que se han inscrito en la web); Kronos (servicio de gestión de trabajadores que comprende a 30.000 empresas y 3,2 millones de trabajadores); Homebase (herramienta de gestión de pequeñas empresas); y Zearn (aplicación de matemáticas utilizada por 925.000 estudiantes).

Otro ejemplo de colaboración público-privada son los acuerdos entre universidades y multitud de bancos para utilizar la información de las transacciones en sus cuentas. El listado incluye muchos países: Estados Unidos, Reino Unido, Francia, Japón, Dinamarca, Suecia, Islandia, Portugal, Países Bajos, China y España. Las empresas colaboradoras incluyen todo tipo de entidades financieras, desde *fintechs* hasta bancos tradicionales. El cuadro n.º 1 recoge un resumen de las investigaciones en marcha y las entidades privadas que les dan soporte.

El objetivo de estas colaboraciones es analizar el efecto de los confinamientos (Chetty *et al.*, 2020;

Sheridan *et al.*, 2020), el impacto de las políticas de transferencias de rentas frente a el COVID-19 (Kubota, Onishi y Toyama, 2021; Baker *et al.*, 2020), la evolución del gasto durante la pandemia (Carvalho *et al.*, 2020; Hacıoglu, Kanzig y Surico, 2020; Bouni *et al.*, 2021), o el impacto distribucional de la epidemia sobre el gasto (García Montalvo y Reynal-Querol, 2020; Hacıoglu, Kanzig y Surico, 2020).

III. ASPECTOS METODOLÓGICOS EN LA MEDICIÓN DE LA DESIGUALDAD EN TIEMPO REAL

En esta sección se comentan aspectos relacionados con el origen del proyecto y otros proyectos internacionales que han seguido sus pasos, la descripción detallada de los datos, la representatividad de la muestra y la metodología del cálculo de los indicadores de desigualdad propuestos.

1. El origen del proyecto

Hemos comenzado hablando del impacto que históricamente tienen las epidemias sobre la evolución de la desigualdad. Sin embargo, a principios de 2020 no existía ningún procedimiento para calcular medidas de desigualdad de alta frecuencia,

CUADRO N.º 1

EQUIPOS DE INVESTIGACIÓN Y ENTIDADES FINANCIERAS COLABORADORAS

AUTORES	PAÍS	ENTIDAD PRIVADA	USUARIOS
Agregadores financieros (aplicaciones financieras y fintech)			
Kucher y Pagel (2020)	Estados Unidos	Ready to Zero	516
Hacıoglu, Kanzig y Surico (2021)	Reino Unido	Money Dashboard	8.350
Baker <i>et al.</i> (2021)	Estados Unidos	SaverLife	5,746
Baker (2018)	Estados Unidos	Confidencial	156.606
Olafsson y Pagel (2018)	Islandia	Meniga	66.262
Montalvo y Reynal (2020)	España	Fintonic	236.053
Gelman <i>et al.</i> (2014)	Estados Unidos	Check	23.000
Bancos tradicionales			
Bounie <i>et al.</i> (2021)	Francia	CIC (Credit Mutuel) / CB (Carte bancaire)	300.000/1,8 millones de afiliados a CB
Sheridan <i>et al.</i> (2020)	Dinamarca/Suecia	Danske Bank	860.000
Aspachs <i>et al.</i> (2020)	España	CaixaBank	3.028.204
Cox <i>et al.</i> (2020)	Estados Unidos	JP Morgan	5.014.672
Carvalho <i>et al.</i> (2020)	España	BBVA (tarjetas y TPV)	2.200.000 empresas; 1.300 millones de trans.
Kubota, Onishi y Toyama (2021)	Japón	Mizuho Bank	2.800.000
Golec <i>et al.</i> (2020)	Países Bajos	ABN AMRO	2.000.000
Carvalho <i>et al.</i> (2020)	Portugal	Sociedade Interbancária de Serviços	116.419

por lo que los datos disponibles, con un retraso de varios años, no podían ayudar a medir el impacto de la multitud de medidas adoptadas por todas las economías sobre la distribución de la renta y la desigualdad. En este panorama, un equipo de economistas académicos de la Universidad Pompeu Fabra y el Institute of Political Economy and Governance (IPEG) se pusieron en contacto con investigadores de CaixaBank Research para llevar a cabo un proyecto pionero a nivel mundial de seguimiento de la desigualdad salarial en tiempo real (*Medición de la desigualdad en tiempo real y el estado del bienestar en acción*). El objetivo de esta colaboración público-privada (2) es, utilizando datos bancarios (totalmente anonimizados) representativos del conjunto de la población, construir métricas para hacer un seguimiento en tiempo real de la distribución, el impacto de la pandemia, u otros *shocks*, sobre la distribución de la renta y la distribución de los salarios. La utilización de los datos bancarios también permite identificar las transferencias que realiza el sector público y, por tanto, una vez definidas las métricas de cálculo de los índices de desigualdad, se puede obtener el impacto en las medidas de política económica sobre la distribución de ingresos en tiempo real. A finales de 2020 se creó el portal web (www.inequality-tracker.caixabankresearch.com) donde vamos actualizando cada mes las principales métricas, y ponemos a disposición de otros investigadores, y el público interesado, los datos a nivel agregado para quien quiera llevar a cabo un análisis con más profundidad.

En junio de 2022 un equipo de investigadores de Berkeley puso en marcha un proyecto con el mismo título (*Real time inequality*) que a partir de esa fecha ofrece también una página web para hacer el seguimiento de la evolución de la distribución de la renta en el caso de Estados Unidos. Blanchet, Saez y Zucman (2022) definen la motivación del proyecto en los mismos términos que lo definimos en el nuestro: la necesidad de contar con estadísticas en tiempo real para evitar los habituales retrasos en la construcción de medidas de desigualdad y la limitación que dicha deficiencia impone en la capacidad de los agentes de política económica para diseñar políticas efectivas. La idea es responder a preguntas como la siguiente: la redistribución generada por las políticas económicas en respuesta a un *shock*, ¿es excesiva o se ha quedado corta? Sin embargo, a diferencia de nuestra aproximación, Blanchet, Saez y Zucman (2022) utilizan solo datos públicos. La idea es, usando técnicas de estadísticas de emparejamiento (*matching*) para fusionar datos

microeconómicos sobre impuestos, el CPS (*Current Population Survey*), el *American Community Survey* y el *Survey of Consumer Finance*. El método produce un emparejamiento biunívoco usando transporte óptimo a partir de un conjunto común de variables.

Nuestra aproximación al estudio tiene, como se ha señalado, exactamente la misma motivación y objetivos, pero una metodología muy diferente basada en el uso de datos administrativos que no requieren de ningún procedimiento estadístico de emparejamiento de la información y, por tanto, no están sujetos a los riesgos de errores asociados a los mismos ni al efecto de caja negra que tienen estos procedimientos. De hecho, Blanchet, Saez y Zucman (2022) reconocen que «obviamente, nuestro procedimiento no es tan bueno como el resultado de utilizar datos administrativos (confidenciales)». Nuestro trabajo se basa en la explotación de la información completamente anonimizada de las cuentas bancarias de CaixaBank, el mayor banco de España.

2. Descripción básica de los datos

CaixaBank tenía registros mensuales de más de tres millones de asalariados en 2020, y representaba el 27,1 por 100 de los sueldos, salarios y prestaciones ingresados mensualmente en el sector financiero español. Los salarios y beneficios gubernamentales registrados por CaixaBank proporcionan una fuente de datos grande, precisa y granular (3).

Los datos administrativos de los bancos evitan la mayoría de los problemas de las encuestas: no hay errores de medición ni errores de recolección imperfectos, y se obtienen con demoras breves en comparación con las encuestas. Por ejemplo, los datos de CaixaBank proporcionan una enorme muestra de sueldos y subsidios que pueden generar una medida de desigualdad con pocas semanas de retraso. Por contraposición, la última *Encuesta de estructura salarial* del Instituto Nacional de Estadística (INE) fue publicada el 22 de junio de 2022, pero se refería a la situación en 2020.

Los datos básicos son las nóminas depositadas mensualmente en CaixaBank. Esta información presenta algunos desafíos para construir medidas de desigualdad salarial. En primer lugar, restringimos nuestra muestra a cuentas con un solo titular, o con múltiples cotitulares, pero solo un empleador que

paga salarios. De esta forma, nos aseguramos que las nóminas o transferencias registradas correspondan a una sola persona y evitamos registrar múltiples nóminas o transferencias de múltiples titulares. Además, excluimos de la muestra a aquellas personas que fallecieron durante nuestro período de estudio, o que no utilizaron la cuenta bancaria para sus transacciones financieras habituales durante el período. Finalmente, para asegurar cierta estabilidad en la muestra de individuos estudiados, requerimos observar los salarios o los subsidios durante dos meses (es decir, en diciembre de 2019 y en enero de 2020) antes del comienzo del período de estudio (febrero de 2020) (4).

La granularidad de los datos de CaixaBank permite calcular también la desigualdad por subgrupos de la población. A diferencia de otras entidades financieras, como bancos digitales y *software* de gestión de finanzas personales, CaixaBank tiene información demográfica directa (género, edad, provincia, país de nacimiento) y no realiza imputaciones a partir de procedimientos de aprendizaje automático. Aspachs *et al.* (2021a) proporcionan una metodología para calcular índices de Gini mensuales y curvas de Lorentz, antes y después de considerar los beneficios públicos, para analizar si el apoyo a los trabajadores temporalmente fuera del mercado laboral (ERTE, subsidios de desempleo) están siendo efectivos para contener la desigualdad.

3. Representatividad de la muestra

Nuestra muestra de referencia incluye personas de 16 a 64 años que recibieron salarios o prestaciones por desempleo en diciembre de 2019 y enero de 2020. Hacemos un seguimiento de esas personas en los meses que comienzan en febrero de 2020. Dado que nuestra principal fuente de datos está relacionada con la posesión de una cuenta bancaria es importante comenzar analizando el nivel de inclusión financiera en España. Los datos del Global Findex, el índice de inclusión financiera del Banco Mundial, muestran que el 97,6 por 100 de los españoles mayores de 15 años tiene una cuenta bancaria, cuando la media en los países de renta alta es del 93,7 por 100. En este sentido, en España los trabajadores están con un nivel de bancarización muy elevado y utilizar las nóminas depositadas en entidades financieras no supone una restricción relevante.

La muestra se centra en ingresos salariales. Excluimos a los autónomos porque es difícil calcular

sus ingresos mensuales netos a partir de los datos de la cuenta bancaria: reciben pagos de muchas fuentes diferentes y es complicado calcular los gastos asociados con su negocio. No obstante, es importante señalar que la proporción de asalariados entre la población activa española era del 84,4 por 100 en el primer trimestre de 2020 (*Encuesta de población activa de España, EPA*). La relevancia de los salarios como principal fuente de ingresos también se puede ver en la similitud de las medidas de desigualdad utilizando ingresos o salarios brutos. Por ejemplo, para el último período para el que se dispone de ambas medidas, la desigualdad de ingresos en España, medida por el índice de Gini, fue de 0,345 mientras que la desigualdad salarial fue de 0,343. También es interesante notar que la diferencia absoluta promedio en el índice de Gini para ingresos y salarios durante el período 2008-2016 fue tan solo de 0,003 puntos.

Dado que los individuos de la muestra son trabajadores asalariados, para analizar su representatividad en términos de distribución de salarios comparamos nuestros datos con los datos de la última *Encuesta de estructura salarial (EES)* del Instituto Nacional de Estadística. Para ello, consideramos a las personas de nuestra muestra que estaban trabajando en febrero de 2020. Primero, comparamos la distribución de personas por género y edad con otras fuentes. En general, las muestras de bancos digitales y servicios de agregación financiera tienen clientes que son más jóvenes que la población general y también tienen una proporción mayor de hombres. Este no es el caso de bancos tradicionales grandes y diversificados como nuestra fuente de datos, CaixaBank (CBK). Aspachs *et al.* (2022) resume las comparaciones. En nuestra muestra, el 54 por 100 de los individuos son hombres. Esto se compara satisfactoriamente con el 53 por 100 de hombres de la muestra de la última encuesta oficial (*EES*). Tanto en la *Encuesta de población activa* del último trimestre de 2019 como en la del primer trimestre de 2020 la proporción de hombres empleados es el 52 por 100. Por tanto, la proporción de varones de nuestra muestra es prácticamente idéntica a la de la *EES* y la *EPA*. Con respecto a la edad, también encontramos que las proporciones de trabajadores en cada edad entre paréntesis en nuestra muestra son muy similares a las reportadas en la *EES* y la *EPA*. Nuestra muestra tiene una proporción algo mayor de jóvenes entre 20 y 29 años y una proporción algo menor de personas entre 50 y 59 años. En todo caso, las distribuciones por edad son, en general, muy similares.

Tras comprobar que las características demográficas de la muestra son muy similares a las encuestas oficiales del mercado de trabajo en España, es necesario comprobar que la distribución de los salarios obtenida a partir de nuestros datos también es similar a la obtenida a partir de la *Encuesta de estructura salarial*. En este punto, se debe notar que algunos trabajadores podrían tener varios trabajos y, por tanto, recibir salarios en diferentes cuentas bancarias. Sin embargo, solo el 2,1 por 100 de los empleados españoles tiene más de un trabajo asalariado, una de las proporciones más bajas entre los países europeos (Addeco, 2015). Adicionalmente, la *EES* solo considera el salario de cada empleado de una empresa, aunque tenga un segundo trabajo asalariado. Por tanto, la *EES* utiliza el mismo criterio que utilizamos nosotros para seleccionar nuestra muestra.

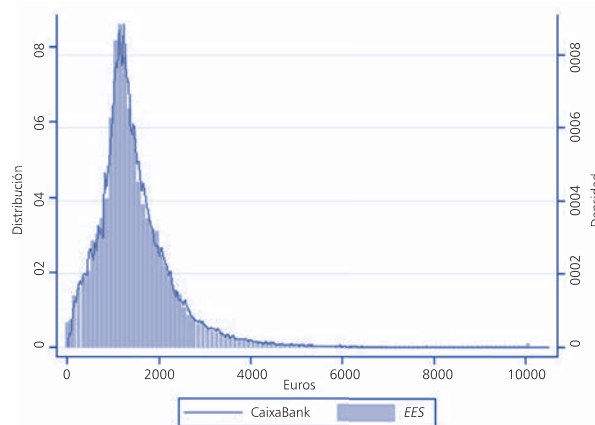
Antes de realizar la comparación debemos transformar las nóminas para poderlas comparar con los datos recogidos por la *EES*. Lógicamente, los salarios depositados en las cuentas bancarias de los trabajadores son netos de retenciones fiscales y contribuciones a la Seguridad Social. Por tanto, para poder establecer la comparación con nuestra muestra, tenemos que calcular la distribución de los salarios netos estimando y restando de los salarios brutos informados en los datos de la *EES* tanto las retenciones de impuestos como las contribuciones a la Seguridad Social (5). Por tanto, para comparar nuestros datos con la *EES* oficial, hemos calculado la distribución de los salarios netos transformando los salarios brutos (*GW*) de la *EES* en salarios netos (*NW*) como:

$$\begin{aligned}
 GW_i &= BW_i + OC_i + B_i \\
 NW_i &= GW_i - SS_i - RET_i
 \end{aligned}
 \quad [1]$$

donde *BW* es el salario base, *OC* es la compensación por horas extras; *B* es cualquier otro pago extraordinario, *SS* son las cotizaciones a la Seguridad Social y *RET* representa las retenciones. Dado que hay una diferencia de tiempo entre la última *EES* disponible y nuestros datos, hemos ajustado los salarios moviendo toda la distribución por el aumento en el salario promedio desde la última *EES* disponible.

El gráfico 1 muestra la distribución de los salarios mensuales de nuestra muestra en comparación con la distribución de los salarios netos mensuales en la *EES*. Podemos ver que el histograma de los salarios netos de nuestra muestra está muy bien ajustado por la estimación de densidad de la distribución ajustada de salarios netos en la encuesta oficial de

GRÁFICO 1
COMPARACIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN SALARIAL:
CBK VERSUS EES



Fuentes: Elaboración propia a partir de los datos de la *EES* y CaixaBank (CBK).

CUADRO N.º 2

RATIOS DE DECILES DE LA DISTRIBUCIÓN DE SALARIOS NETOS:
CBK VERSUS EES

	MUESTRA CBK	EES 2018
P90/P10	4,24	4,14
P90/P50	1,88	1,86
P10/P50	0,44	0,46
P75/P25	1,85	1,82

Fuentes: Elaboración propia a partir de los datos de la *EES* y CaixaBank (CBK).

salarios. Ambas distribuciones son notablemente similares. La similitud de la distribución de los salarios, así como las características de la plantilla, confirman la representatividad de nuestra muestra. Dado que las distribuciones son tan similares, no sorprende ver que las proporciones de cuantiles que se usan regularmente para describir la desigualdad son muy similares en ambas distribuciones, como se muestra en el cuadro n.º 2.

IV. RESULTADOS

En esta sección se presentan los principales resultados obtenidos sobre la evolución de la desigualdad desde el comienzo de la pandemia.

1. Evolución de la desigualdad agregada desde el comienzo de la pandemia

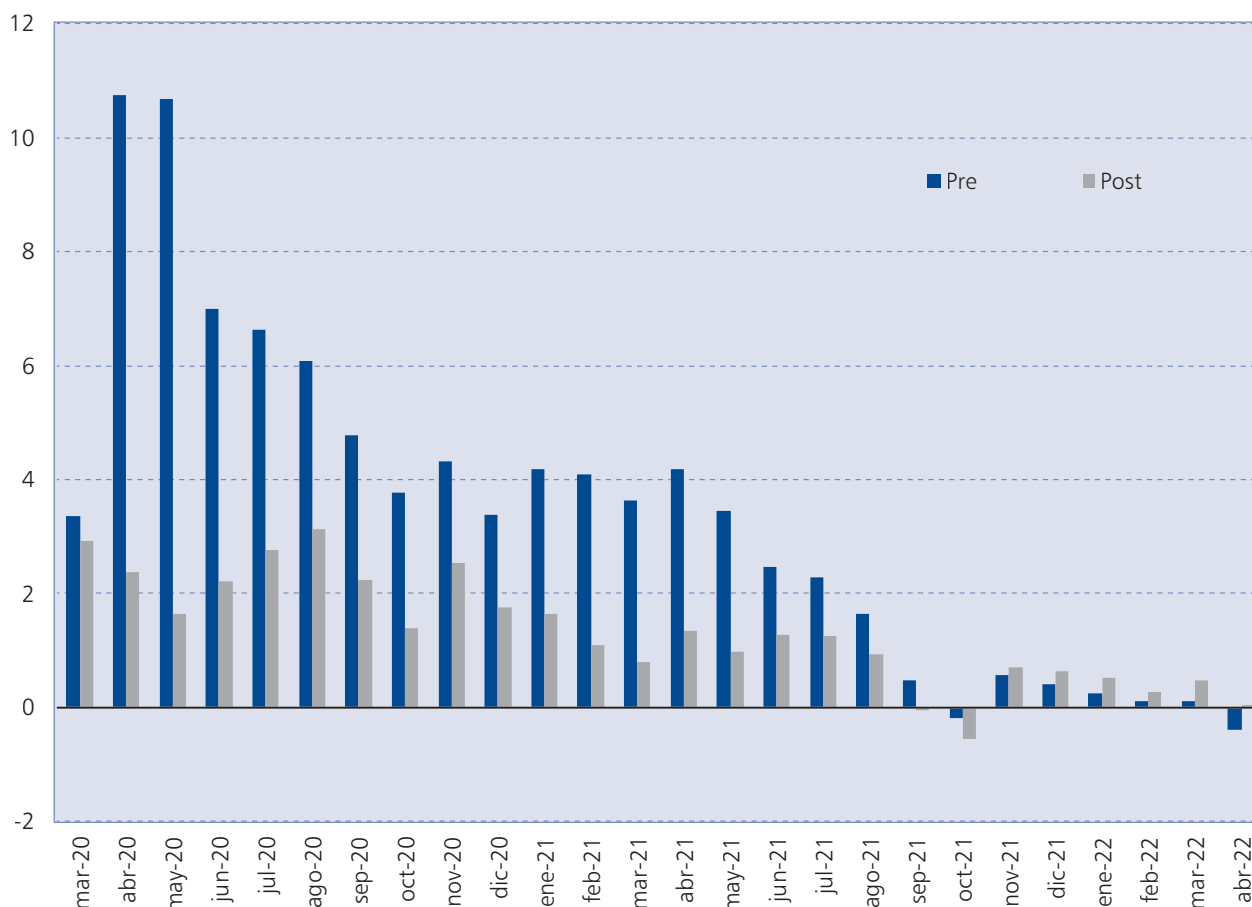
En las dos subsecciones anteriores hemos mostrado que nuestra muestra de trabajo es representativa, tanto en términos demográficos como de remuneraciones, de la población de trabajadores españoles. Tras esta comprobación podemos analizar los resultados que se obtienen a partir de los datos. En primer lugar, hay que señalar que, aunque en todas las estimaciones que se presentan a continuación se debería añadir una desviación estándar, su tamaño es tan pequeño (6) que realmente no es necesario.

La crisis económica generada por la pandemia también implicó un fuerte aumento de la desigualdad en los primeros meses. El índice de Gini-pre (antes de considerar los ERTE y subsidios) aumentó más de 10 puntos entre los meses de febrero y abril

de 2020. Un aumento histórico, aunque merece la pena resaltar que el aumento de la desigualdad en relación a la caída de la actividad fue sustancialmente inferior a la que se produjo durante la pasada crisis inmobiliaria y financiera. Concretamente, en la crisis de 2008-2013, por cada punto porcentual que retrocedió el PIB, el índice de Gini-pre aumentó 0,9 puntos porcentuales (p. p.). En cambio, en la crisis actual esta sensibilidad se ha reducido a la mitad: por cada punto de PIB, el índice de Gini-pre ha variado 0,4 puntos.

Por su parte, en el índice de Gini-pos, computado considerando las aportaciones de ERTE y subsidios, ambos permitieron reducir significativamente la desigualdad de mercado. El aumento del índice de Gini-pos, respecto a la caída del PIB, también se redujo a la mitad. Pero más allá del cambio en la sensibilidad de los índices de Gini respecto al PIB, es

GRÁFICO 2
EVOLUCIÓN MENSUAL DEL ÍNDICE DE GINI ANTES Y DESPUÉS DE LA ACCIÓN PÚBLICA



muy destacable que a partir del momento en que la economía comenzó a recuperarse, la desigualdad lo hizo al mismo tiempo.

Los factores de fondo que explican la distinta evolución de la desigualdad en la crisis actual hay que buscarlos en el mercado laboral. Y es que la evolución del empleo explica alrededor del 90 por 100 de la variación del índice de Gini en la actual crisis. Sin lugar a duda, la naturaleza de la actual crisis, muy distinta a la de 2008-2013, es un factor determinante. La recesión anterior fue mucho más larga, y afectó de forma especial a unos sectores concretos, como el inmobiliario, lo que obligó a muchas personas a reorientar su carrera profesional y, por consiguiente, dificultó su reinserción en el mercado laboral. En cambio, la crisis generada por la pandemia está yendo a una velocidad muy superior, y las exigencias de recolocación sectoriales son inferiores. Además, en la actual crisis muchas personas que han dejado de trabajar han contado con un instrumento que les ha permitido mantener la relación laboral con la empresa en la que trabajaban y, cuando la economía se ha reactivado, ello ha facilitado enormemente su rápida reinserción al trabajo: los ERTE.

A principios de 2022 la desigualdad había vuelto a los niveles anteriores a la pandemia, que ya mostraban una casi completa recuperación respecto al crecimiento posterior a la crisis inmobiliaria de finales de los años 2000.

2. Evolución de la desigualdad por grupos de población

La granularidad de los datos también permite analizar la evolución de la desigualdad por grupos de población. En primer lugar, es importante notar que el aumento de la desigualdad entre los grupos que consideraremos con posterioridad es una proporción muy pequeña del cambio en la desigualdad, como muestran Aspachs *et al.* (2022). Por tanto, en el gráfico 3 se considera el cambio en la desigualdad dentro de cada uno de los grupos. En el primer bloque destaca el enorme aumento de la desigualdad entre los más jóvenes (menores de 29 años) hasta alcanzar en abril de 2020 un incremento de 16,3 puntos. A medida que crece la edad el impacto de la pandemia sobre la desigualdad disminuye. La diferencia en la desigualdad en el grupo de hombres y en el grupo de mujeres fue similar al incremento global (en torno a 11 puntos). Donde también se observan diferencias muy relevantes es entre españoles y na-

cidos en el extranjero. En este caso, los extranjeros sufren un aumento superior de la desigualdad que los nacidos en España. En todos los casos, y siguiendo el patrón general, en abril de 2022 se observa que la desigualdad ha vuelto a los niveles anteriores a la pandemia e incluso ha mejorado algo entre los más jóvenes.

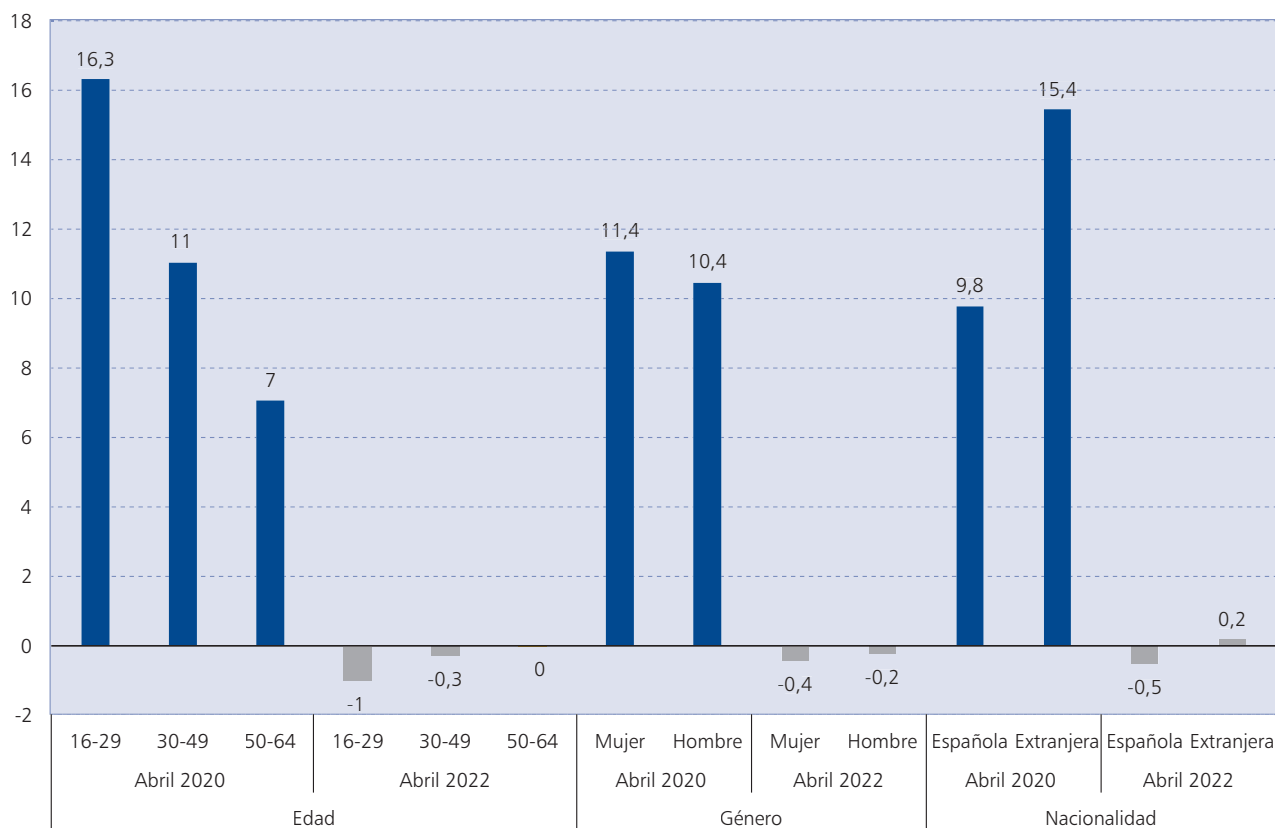
3. Evolución de la desigualdad por comunidades autónomas

Otra dimensión interesante es la diversidad geográfica en el cambio en los niveles de desigualdad. El gráfico 4 muestra diferencias muy significativas en la evolución de la desigualdad según las comunidades autónomas. La crisis económica generada por el COVID-19 tuvo un impacto muy distinto entre regiones. Aspachs *et al.* (2021b) muestran que la presión sobre la desigualdad salarial ha sido muy distinta en las comunidades. Hay varios factores que pueden explicar las grandes diferencias regionales, como la distinta dureza de las medidas aplicadas en cada zona o la distinta estructura productiva. En abril de 2020, cuando la crisis fue más intensa, todas las comunidades autónomas experimentaron un aumento súbito y muy pronunciado de la desigualdad, pero de distinta intensidad. El índice de Gini-pre, que mide la desigualdad salarial sin tener en cuenta las transferencias públicas, aumentó entre 7 y 11 puntos en la mayoría de comunidades autónomas. Sin embargo, en algunas, como las Baleares y las Canarias, el aumento fue muy superior, con variaciones del índice de Gini-pre de 19 y 17 puntos respectivamente.

La distinta evolución de la desigualdad salarial en cada región se debe, sobre todo, a la distinta estructura productiva de cada comunidad autónoma, ya que el impacto de las medidas que se tomaron fue muy diferente entre sectores. Concretamente, los sectores más afectados fueron el comercio minorista y la hostelería, y también la construcción. Así, el índice de Gini-pre aumentó mucho más en aquellas comunidades en las que estas actividades tienen un mayor peso. Por el contrario, el aumento de la desigualdad fue inferior en las regiones con un mayor peso de sectores económicos que pudieron continuar con cierta normalidad la actividad, como el sector público, el financiero o el de suministros (agua, electricidad, etc.)

La estructura productiva de las Baleares o las Canarias, muy centrada en el turismo, ha hecho

GRÁFICO 3
EVOLUCIÓN DEL ÍNDICE DE GINI DESDE EL INICIO DE LA PANDEMIA PARA DISTINTOS COLECTIVOS
 (Variación respecto a febrero de 2020)*



Nota (*): Datos corregidos de la variación estacional. El índice de Gini para cada colectivo correspondiente a los ingresos salariales antes de las transferencias del sector público.

Fuente: Elaboración propia.

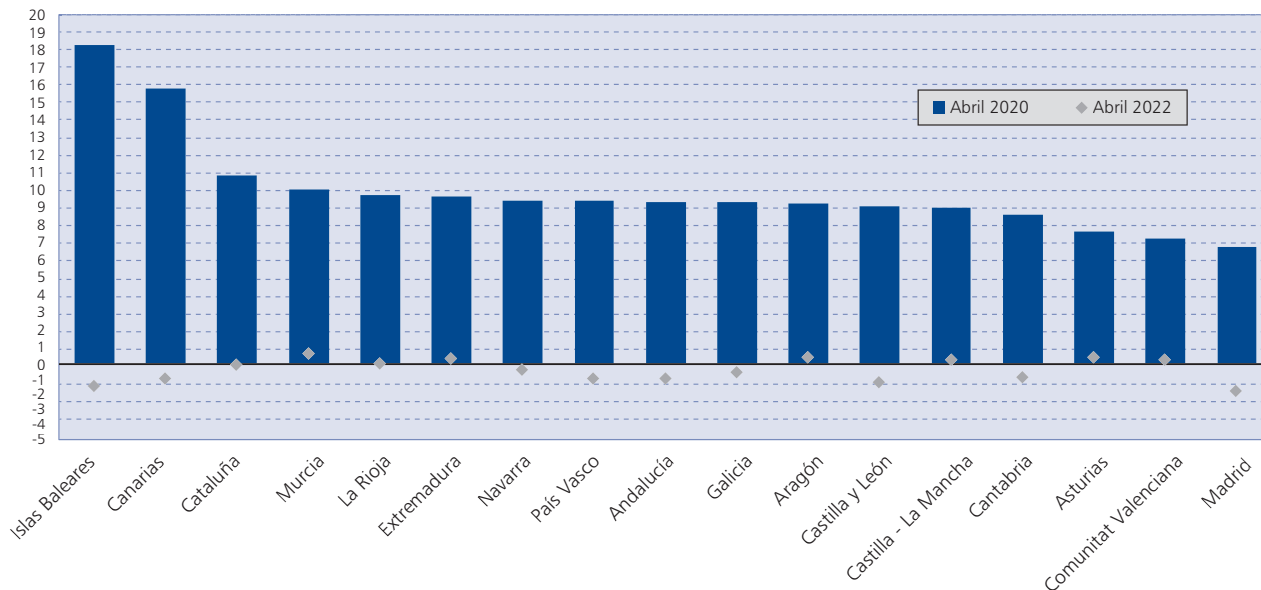
que el índice de Gini-pre aumentara en 6,5 y 4,3 puntos más, respectivamente, que en el conjunto de España. En el lado opuesto, la Comunidad Foral de Navarra se vio favorecida por su composición sectorial. La industria manufacturera, que tiene un elevado peso en esta comunidad, ha estado menos afectada por las restricciones, y ello ha amortiguado el aumento del índice de Gini-pre en 1,9 puntos en esta región. La Comunidad de Madrid también se ha visto favorecida por su composición sectorial. Esta presenta un elevado peso de los servicios que han podido seguir con relativa normalidad su actividad gracias al teletrabajo, lo que ha amortiguado el aumento del índice de Gini-pre en 1,6 puntos. Cataluña se encuentra en un punto intermedio. Si bien el peso del turismo es relativamente elevado, ello ha sido compensado a nivel agregado por el

buen comportamiento, en términos relativos, de la industria, que en esta región también tiene un peso alto. En conjunto, la composición sectorial de Cataluña ha compensado el aumento del índice de Gini-pre en 0,6 puntos. El impacto fue disminuyendo a medida que se reanudó la actividad, y en abril de 2022 había vuelto a los niveles prepandémicos.

V. DESIGUALDAD Y EMPLEO

Los datos utilizados en la sección anterior también permiten realizar un análisis detallado y rápido de los factores que explican el aumento de la desigualdad. A menudo los debates sobre la desigualdad se centran en la dispersión en los niveles salariales y omiten

GRÁFICO 4
EVOLUCIÓN DE LA DESIGUALDAD POR REGIONES*



Nota (*): Datos corregidos de la variación estacional. El índice de Gini para cada colectivo correspondiente a los ingresos salariales antes de las transferencias del sector público.

Fuente: Elaboración propia.

un aspecto muy relevante: la desigualdad de los ingresos salariales depende también de la «intensidad» en el empleo, es decir, de si se está trabajando y con qué regularidad. El caso español es bastante paradigmático, con una alta tasa de temporalidad en el empleo (25,1 por 100 en el segundo trimestre de 2021) y una proliferación de contratos laborales de cada vez menor duración que incide de manera marcada en la desigualdad. Durante la crisis financiera (2007-2011), el fuerte aumento de la desigualdad en España se debió en un 80 por 100 a la caída del empleo y en un 20 por 100 a una mayor dispersión de salarios entre trabajadores (7). Estas proporciones fueron casi las opuestas en el promedio de la OCDE, donde solo el 18 por 100 del aumento en la desigualdad entre 2007 y 2011 se explicó por cambios en el empleo y el 82 por 100 fue debido a la mayor dispersión de salarios entre trabajadores. ¿Qué pasó durante la pandemia?

El empleo volvió a ser de nuevo el principal factor detrás de los cambios en la desigualdad salarial durante la crisis del COVID-19. Por ejemplo, entre febrero y abril de 2020, casi el 90 por 100 del incremento en la desigualdad salarial (antes de las transferencias públicas) se debió a la caída del empleo, mientras que el resto fue resultado de incrementos

en la desigualdad salarial entre trabajadores (véase Aspachs *et al.*, 2022). Por tanto, para poder incidir en la evolución de la desigualdad, es necesario revisar las dinámicas en el empleo, y en particular las de los colectivos más afectados. En esta sección se presenta una visión de la dinámica del empleo durante los primeros meses de la pandemia utilizando los datos de las cuentas bancarias que presentamos en la sección anterior. De esta forma se puede comprobar una aplicación interesante de estos datos al seguimiento en tiempo real de la evolución del empleo asalariado por características demográficas y geográficas de los trabajadores.

La probabilidad de continuar empleado no fue igual para todos los trabajadores durante los primeros meses del COVID-19, como se comprueba al analizar qué ocurrió, durante la pandemia, a aquellas personas que estaban trabajando los meses previos a que esta estallara. Concretamente, a partir de marzo de 2020, cuando se empezaron a tomar medidas para reducir la movilidad y la actividad, la probabilidad de continuar empleado (8) se redujo de forma notable para el conjunto de la población.

Realizamos una regresión a nivel individual de la probabilidad de estar empleado mes a mes en fun-

ción de las características individuales (X) (género, edad, país de nacimiento) y el quintil de ingresos ($I(q)$) del trabajador antes de la pandemia (i.e. febrero 2020), controlando también por las restricciones de movilidad a nivel provincial, así como la provincia:

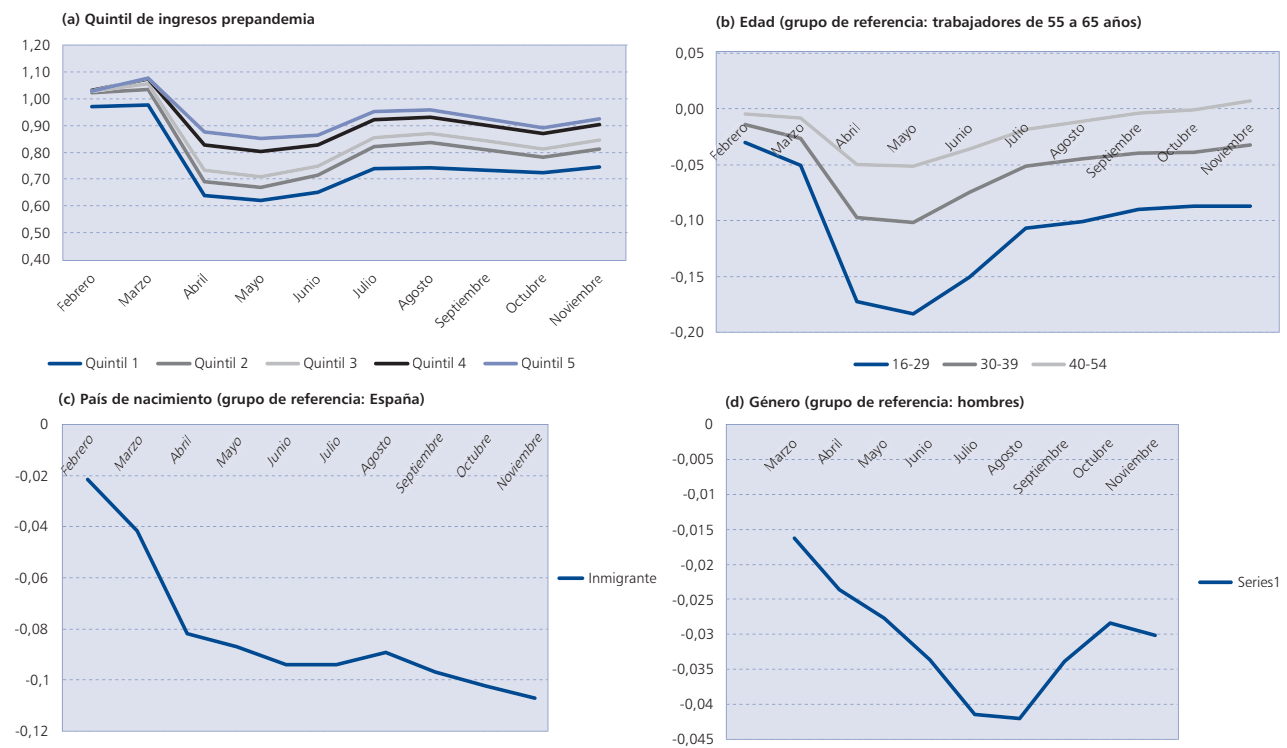
$$E_{ijt} = \sum_{k=1}^5 \alpha_{kt} I(q_t) + \sum_{g=1}^G \beta_{gt} X_{ijtg} + \sum_{j=1}^{49} \delta_j I(Prov = j) + \epsilon_{ijt} \quad [2]$$

El impacto fue muy distinto en función de las características de cada trabajador. Los trabajadores con menores ingresos salariales antes de la pandemia fueron aquellos con mayor probabilidad de no estar empleados en los meses siguientes. Concretamente, para los trabajadores en el quintil de salarios más bajo, la probabilidad de estar empleado se

redujo hasta en un 38 por 100 en mayo de 2020, una incidencia 23 p. p. superior que para los trabajadores del quintil más alto. Estas diferencias se redujeron algo en los siguientes meses, aunque los trabajadores en los quintiles inferiores de salarios siguieron con una mayor probabilidad de no estar empleados que los de los quintiles superiores.

Por edades, los jóvenes han sido el colectivo más afectado por la pandemia en el mercado laboral. En mayo de 2020 la probabilidad de estar percibiendo una nómina era 18 p. p. menor que para los trabajadores de mayor edad, y la recuperación en los siguientes meses fue solo parcial. La probabilidad de estar empleado también se redujo más para los trabajadores nacidos en el extranjero que para los nacidos en España. El *gap* en la probabilidad de estar empleado era de 8 p. p. en abril 2020 y sor-

GRÁFICO 5
PROBABILIDAD DE EMPLEO DURANTE LA PRIMERA FASE DEL COVID-19*
(Variación en la probabilidad [p. p.]**)



Nota (*): Coeficientes resultado de una regresión a nivel individual de la probabilidad de estar empleado mes a mes, controlando por las restricciones de movilidad a nivel provincial, así como la provincia y en función de las características individuales (género, edad, país de nacimiento) y el quintil de ingresos del trabajador antes de la pandemia (i.e. febrero 2020) excepto para el caso de género.

(**) Para los quintiles de ingresos el gráfico muestra la probabilidad de empleo y no la variación.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos internos de CaixaBank Research.

prendentemente siguió aumentando con los meses, llegando hasta los 11 p. p. en noviembre. Las mujeres tuvieron una menor probabilidad que los hombres de continuar empleadas en los primeros meses de la pandemia, con un *gap* en la probabilidad de empleo que superó los 4 p. p. y no empezó a recuperarse hasta septiembre.

Los trabajadores con menores ingresos, jóvenes, inmigrantes y de sexo femenino han sido, de nuevo, los más impactados en el mercado laboral. La recuperación del empleo aún no era completa, y menos aún para los colectivos más vulnerables. Es por ello por lo que el incremento de la desigualdad respecto al nivel prepandemia era aún considerable y el empleo, como principal factor que afecta a la desigualdad, volvió a ser la principal palanca para corregirlo. Mejorar la empleabilidad de los trabajadores para que nadie se quede atrás, así como aumentar su «intensidad» en el empleo, son las herramientas claves para que reducir el aumento de la desigualdad.

VI. CONCLUSIONES

El advenimiento de un *shock* de impacto rápido con importantes consecuencias económicas como la pandemia del COVID-19 ha intensificado la búsqueda de metodologías para la construcción de indicadores económicos de muy alta frecuencia. Las pandemias implican normalmente aumentos en la desigualdad y, por tanto, un objetivo deseable es contar con un indicador en tiempo real de la evolución de la desigualdad para estos períodos que permita analizar el efecto de las políticas públicas destinadas a combatir el impacto de la pandemia y reajustar dichas medidas en función de sus efectos. Desafortunadamente, las estadísticas oficiales calculan índices de desigualdad con mucho retardo (entre uno y dos años) y poca frecuencia (normalmente anual). Esta información no permite reajustar las medidas de política económica si no resulta eficaz. En este trabajo sintetizamos los resultados del proyecto *Medición de la desigualdad en tiempo real y el estado del bienestar en acción* que ha permitido desarrollar una metodología para medir mensualmente la evolución de la desigualdad salarial en España durante el período pandémico. La utilización de información bancaria, normalmente gasto en tarjetas de crédito, para construir indicadores de muy alta frecuencia de gasto, distribución del gasto sectorial, etc., se ha acelerado a partir del comienzo de la pandemia. En nuestro caso, en un proyecto pionero en el mundo, utilizamos la in-

formación sobre nóminas para la construcción de medidas de desigualdad en tiempo real. Utilizando la información disponible comparamos la evolución de la desigualdad salarial de mercado con la desigualdad residual después de contabilizar la acción de las políticas públicas de mantenimiento de rentas (fundamentalmente los ERTE). Los resultados muestran que la acción pública fue capaz de mitigar en gran medida el enorme aumento de la desigualdad que se habría producido sin la intervención del sector público. Esta es solo una de las potenciales aplicaciones del análisis de estos datos, cuya explotación es fruto de una novedosa colaboración público-privada que tiene un enorme potencial para analizar complejos procesos económicos que otro tipo de datos no permite analizar.

NOTAS

(*) Los autores agradecen el apoyo del Departament de Recerca i Universitats (Generalitat de Catalunya) (2020 Pandemies 00090) y el Ministerio de Ciencia e Innovación, (PID2020-120118GB-I00). Este trabajo agrupa y sintetiza resultados presentados en estudios publicados en los últimos dos años.

(1) Para una comparación de todas estas políticas se puede consultar ILO (2021) o IMF (2021).

(2) De hecho, el objetivo es más ambicioso pues se trata de utilizar la información disponible para investigar problemas económicos que no pueden ser analizados utilizando otros datos. El proyecto *Medición de la desigualdad en tiempo real y el estado del bienestar en acción* es solo el primer paso de una colaboración muy fructífera que se ha extendido al análisis del efecto del ingreso mínimo vital o el impacto de la pandemia sobre el teletrabajo a partir de la localización del gasto entre otros.

(3) El tratamiento de la información utiliza datos anonimizados para generar grupos de personas que son extraídos del Data Warehouse de la empresa sin ningún campo que identifique a los clientes.

(4) ASPACHS *et al.* (2021a) explica con detalle estas condiciones.

(5) Los salarios brutos también incluyen pagos extraordinarios y pagos por horas extras.

(6) Recordemos que estamos hablando de más de tres millones de observaciones mensuales. El cálculo preciso de su valor aparece en ASPACHS *et al.* (2022).

(7) Cálculos propios a partir de datos de la OECD (2015).

(8) Para este ejercicio no consideramos a aquellos trabajadores en ERTE como empleados, puesto que no trabajan mientras están en ERTE, y restringimos el análisis de marzo a noviembre 2020.

BIBLIOGRAFÍA

- ADDECO (2015). *Análisis del pluriempleo en España y Europa*. Addeco.
- ASPACHS, O., DURANTE, R., GRAZIANO, A., MESTRES, J., REYNAL-QUEROL, M. y G. MONTALVO, J. (2021a). Tracking the impact of COVID-19 on economic inequality at high frequency. *PLoS ONE*, 16 (3).

- ASPACHS, O., DURANTE, R., GRAZIANO, A., MESTRES, J., G. MONTALVO, J. y REYNAL-QUEROL, M. (2021b). Seguimiento de la desigualdad en España en tiempo real durante la crisis de la COVID-19. *Revista Económica del ICE*, 923, pp. 163-179.
- ASPACHS, O., DURANTE, R., GRAZIANO, A., MESTRES, J., REYNAL-QUEROL, M. y G. MONTALVO, J. (2022). Real-Time Inequality and the Welfare State in Motion: Evidence from COVID-19 in Spain. *Economic Policy*, 37(109), pp. 165-199.
- AUTOR, D., CHO, D., CRANE, L. D., GOLDAR, M., LUTZ, B., MONTES, J., PETERMAN, W. B., RATNER, D., VILLAR, D. y AHUYI LDIRMAZ (2022). The \$800 Billion Paycheck Protection Program: Where Did the Money Go and Why Did It Go There? *Journal of Economic Perspectives*, 36(2), pp. 55-80.
- BAKER, S. (2018). Debt and the response of household income to shocks: Validation and application of linked financial account data. *Journal of Political Economy*, 126(4), pp. 1504-1556.
- BAKER, S. R, FARROKHNI, R. A., MEYER, S., PAGEL, M. y YANNELIS, C. (2021). Income, liquidity, and the consumption response to the 2020 economic stimulus payments. *Review of Asset Pricing Studies*.
- BICK, A. y BLANDIN, A. (2020). *Real time labor market estimates during the 2020 coronavirus outbreak*. Arizona State University. Unpublished Manuscript.
- BLANCHET, T., SAEZ, E. y ZUCMAN, G. (2022). *Real-time inequality*. Mimeo.
- BOUNIE, D., CAMARA, Y., FIZE, E., GALBRAITH, J., LANDAIS, C. y LAVEST, C. (2020). *Consumption dynamics in the COVID crisis: real time insights from French transactions & bank data*. Mimeo.
- CARVALHO, B., PERALTA, S. y PEREIRA DOS SANTOS, J. (2020). What and how did people buy during the Great Lockdown? Evidence from electronic payments, *ECARES Working Paper*, 2020-20.
- CARVALHO, V. M., HANSEN, S., ORTIZ, A., GARCÍA, J. R., RODRIGO, T., RODRÍGUEZ MORA, S. y RUIZ DE AGUIRRE, P. (2022). Tracking the Covid-19 crisis with high-resolution transaction data. *Royal Society Open Science*, 8: 210218.
- CHEN, J. (2013). Voter partisanship and the effect of distributive spending on political participation. *American Journal of Political Science*, 57(1), pp. 200-217.
- CHEN, S., IGAN, D., PIERRI, N. y PRESBITERO, A. (2020). Tracking the economic impact of COVID-19 and mitigation policies in Europe and the US. *IMF Working Paper*, n.º 20/125.
- CHETTY, R., FRIEDMAN, J. N., HENDREN, N. y STEPNER, M. (2020). The economic impact of COVID-19: Evidence from a new public database built using private sector data. *NBER Working Paper*, 27463.
- CICALA, S. (2020). Early Economic Impacts of COVID-19 in Europe: A View from the Grid. Energy Policy Institute at the University of Chicago, Working Paper - April, 2020.
- COX, N., GANONG, P., NOEL, P., VARA, J., WONG, A., FARRELL, D. y GREIG, F. (2020). Initial impact of the pandemic on consumer behavior: Evidence from linked income, spending, and savings data. *Brookings Papers on Economic Activity*.
- CRAWFORD, R., DAVENPORT, J., JOYCE, R. y LEVELL, P. (2020). *Household spending and coronavirus*. Institute of Fiscal Studies. Note 14,795.
- ERASLAN, S. y GÖTZ, T. (2021). An unconventional weekly economic activity index for Germany. *Economics Letters*, 204.
- GELMAN, M., KARIV, S., SHAPIRO, M. D., SILVERMAN, D. y TADELIS, S. (2014). Harnessing naturally occurring data to measure the response of spending to income. *Science*, 345(6193), pp. 212-215.
- GOLEC, P., KAPETANIOS, G., NEUTEBOOM, RITSEMA, F. y VENTOURI, A. (2020). Consumption during the COVID-19 pandemic: Lockdown or fear? Evidence from transaction data for the Netherlands. *Working Paper*, n.º 2020/4. King's College London.
- GONZÁLEZ, J., URTASUM, A. y PÉREZ, M. (2020). Evolución del consumo en España durante la vigencia del estado de alarma: un análisis a partir del gasto con tarjetas de pago. Artículos Analíticos. Boletín Económico, 3/2020.
- GOURINCHAS, P.-O. (2020). Flattening the pandemic and recession curves. *Mitigating the COVID Economic Crisis: Act Fast and Do Whatever*, p. 31.
- HACIOGLU, S., KANZIG, D. y SURICO, P. (2021). The distributional impact of the pandemic. *European Economic Review*, vol. 134, issue C.
- KUBOTA, S., ONISHI, K. y TOYAMA (2021). Consumption responses to COVID-19 payments: evidence from a natural experiment and bank account data. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 188, pp. 1-17.
- KUCHLER, T. y PAGEL, M. (2020). Sticking to your plan: the role of present bias for credit card payday. *Journal of Financial Economics*, 139(2), pp. 359-388.
- ILO (2020). *COVID-19 and the World of Work: Country Policy Responses*.
- IMF (2020). *Policy responses to COVID-19*.
- INGLEHART, R. y NORRIS, P. (2016). Trump, Brexit, and the Rise of Populism: Economic Have-nots and Cultural Backlash. *HKS Faculty Research Working Paper Series*, n.º RWP16-026. Harvard Kennedy School.
- LEWIS, D., MERTENS, K., STOCK, J. y TRIVEDI, M. (2020). Measuring real activity using weekly economic index. *Federal Reserve Bank of New York Staff Reports*, n.º 920.
- LOURENÇO, N. y RUA, A. (2020). *The DEI: tracking economic activity daily during the lockdown*. Banco de Portugal.
- MARGALIT, Y. (2019). Political response to economic shocks. *Annual Review of Political Science*, 22, pp. 277-295.

MONTALVO, J. y REYNAL-QUEROL, M. (2020). Distributional effects of COVID-19 on spending: a first look at the evidence from Spain. *Barcelona GSE Working Paper*, n.º 1201.

OECD (2015). *In it together. Why less Inequality Benefits all*. OECD Press.

OLAFSSON, A. y PAGEL, M. (2018). The liquid hand-to-mouth: evidence from personal finance management software. *Review of Financial Economics*, 31(11), pp. 4398-4446.

SHERIDAN, A., ANDERSEN, A., HANSEN, E. y JOHANNESEN, N. (2020). Social distancing laws cause only small losses of economic

activity during the COVID-19 pandemic in Scandinavia. *Proceeding of the National Academy of Sciences*, 2020, (August 2020), pp. 1-6.

STANTCHEVA, S. (2022). Inequalities in the times of a pandemic. *Economic Policy*, 37(109), pp. 5-41.

THE WORLD BANK (2020). *World Development Indicators*.

WADE, L. (2020). An unequal blow. *Science*, 368(6492), pp. 700-703.