APUNTES – 2020/06

Una metodología para el seguimiento de la afiliación a la Seguridad Social durante la crisis del Covid-19

J. Ignacio Conde-Ruiz
Universidad Complutense y Fedea

Manu García
Universidad Complutense

Luis A. Puch
Universidad Complutense e ICAE

Jesús Ruíz
Universidad Complutense e ICAE

Abril de 2020

fedea

Una metodología para el seguimiento de la afiliación a la Seguridad Social durante la crisis del Covid-19

J. Ignacio Conde-Ruiz[a], Manu García[b], Luis A. Puch[c] y Jesús Ruiz[c]

Abril 2020

[a] Universidad Complutense de Madrid y Fedea

[b] Universidad Complutense de Madrid

[c] Universidad Complutense de Madrid e ICAE

Resumen

En este artículo utilizamos el modelo estadístico para los flujos diarios de afiliación a la Seguridad Social propuesto en Conde-Ruiz, García, Puch y Ruiz (SERIEs, 2019), para simular escenarios alternativos durante la crisis del Covid-19 y hacer previsiones sobre la evolución de nuestro mercado laboral. Para ello, combinamos la estimación de los efectos de calendario que corresponden, con el seguimiento de la demanda de energía eléctrica en tiempo real. El análisis contrafactual nos dice que de no haber surgido la crisis sanitaria del Covid-19, el mes de marzo hubiera acabado con unos 900.000 afiliados más en alta a la Seguridad Social respecto a los que hemos observado. Es una diferencia similar a la caída observada desde el pico de la serie, el pasado 11 de marzo. Además, mostramos que es la caída en las altas de afiliación, es decir, la no renovación contractual, la que más ha determinado la histórica destrucción neta de empleo del mes de marzo.

El análisis de previsión que ofrecemos para el mes de abril sugiere caídas en la afiliación más moderadas que en marzo. Cuando incorporamos en el modelo estadístico la información que ofrece la serie diaria de demanda de energía eléctrica, la previsión apunta a que la caída de la afiliación podría haber tocado suelo, o desde luego, reducido significativamente su tasa de destrucción respecto a marzo. Es pronto para saber qué escenario podrá ser más realista, pero estamos seguros que el informe que podamos escribir con los datos completos de abril (de los que lamentablemente no disponemos en tiempo real), resolverá mucha incertidumbre acerca de lo que vaya ocurrir en las próximas semanas. El buen funcionamiento de los ERTEs, y su gestión eficaz determinarán el panorama definitivo que pueda seguir el empleo, y con ello, la actividad económica, aunque teniendo en cuenta la discrepancia entre paro estadístico y económico a la que dan lugar.

J. Ignacio Conde-Ruiz es Profesor de Análisis Económico en la Universidad Complutense de Madrid y Subdirector de Fedea.

Manu García es Profesor de Análisis Económico en la Universidad Complutense de Madrid y PhD Candidate de la Washington University St Louis, EEUU.

Luis Puch es Profesor de Análisis Económico en la Universidad Complutense de Madrid, y Director de Investigación en ICAE. **Correspondencia:** lpuch@ccee.ucm.es

Jesús Ruiz es Profesor de Análisis Económico en la Universidad Complutense de Madrid, y Director de Investigación en ICAE.

1. Introducción

El pasado jueves 2 de abril, el ministro de Inclusión, Seguridad Social y Migraciones cifraba el impacto de las medidas de confinamiento y suspensión de la actividad económica en una caída neta de afiliación a la Seguridad Social de 900.000 trabajadores. Como indicó el ministro Escrivá, la caída de afiliación en marzo había sido de una magnitud similar a la destrucción de empleo en los meses siguientes a la caída de Lehman Brothers. La diferencia esta vez es que, como consecuencia de la crisis del Covid-19, la destrucción de empleo se había producido en poco más de dos semanas.

España tiene uno de los mercados laborales con una mayor dualidad de los países industrializados. Inevitablemente, esto ha debido tener consecuencias muy específicas para la destrucción de empleo observada en marzo 2020 como consecuencia de la crisis del Covid-19. Una forma de verlo es comprobar que la evolución de la afiliación es el resultado de importantes flujos laborales (contrataciones, despidos, entradas y salidas del mercado de trabajo). También es por todos conocido que el mercado de trabajo español cuenta con una excesiva rotación laboral. Excesiva hasta el punto que cada año se registran en la Seguridad Social flujos de altas en el empleo que son 1.5 veces el tamaño del stock de ocupados.[1]

En Conde-Ruiz, García, Puch y Ruiz (SERIEs, 2019) hemos analizado los flujos laborales del mercado de trabajo español con la mayor frecuencia posible: datos diarios. La metodología que proponemos permite analizar cuándo y cómo se producen los enormes episodios de creación y destrucción de empleo agregado observados en el mercado laboral español. Para ello, estimamos los "efectos de calendario" en las altas y las bajas utilizando técnicas de series temporales. En particular, los datos diarios ilustran de forma muy clara en qué medida las empresas utilizan contratos de muy corta duración para adaptarse al calendario no solo mensual, sino incluso al semanal o al de fin de semana. Creemos que, en este contexto de extrema incertidumbre de política económica, el análisis de los flujos diarios que ofrecen los registros de afiliación ha de reflejar muy bien la transmisión en tiempo real de la crisis sanitaria a la economía.

El objetivo de este informe es doble. Por un lado, vamos a seguir la evolución de la serie diaria de afiliación, y vamos a analizar las altas y las bajas diarias para entender lo ocurrido en el mercado laboral español durante la crisis. Por otro lado, vamos a implementar el modelo que habíamos estimado en Conde-Ruiz, García, Puch y Ruiz (SERIEs, 2019) para simular escenarios alternativos de evolución futura de la crisis y para hacer previsiones. Las previsiones que presentamos en este informe han de tomarse con cautela, puesto que aún disponemos de muy pocos datos de la nueva situación. En todo caso, confiamos que la incorporación a nuestro modelo estadístico de la información contenida en los datos diarios de demanda de energía eléctrica que proporciona Red Eléctrica Española nos sirva para, a medida que la nueva situación se vaya desarrollando, poder ofrecer predicciones más precisas. Además, el uso del modelo estimado con los datos de afiliación anteriores a la crisis (pre Covid-19), junto a la comparación de la

[1] En 2017 se contabilizaron 27.95 millones de altas, en 2018 29.03 millones y en 2019 29.59 millones. Lo mismo ocurre con las bajas en el empleo, 27.53 millones en 2017, 28.25 millones in 2018 y 29.2 millones en 2019, y es por lo que, a pesar del altísimo flujo de altas en la Seguridad Social, la afiliación ha crecido despacio (al 2,38% anual desde 2012), para alcanzar los 19,26 millones de afiliados a fin de 2019

evolución en tiempo real de la demanda de energía respecto a la de otros años, nos va a permitir definir contrafactuales a los que referir la deseada recuperación.

En todos los resultados que analizamos es importante tener presente que en nuestra investigación anterior encontramos dos efectos muy significativos en la afiliación, que hemos denominado efecto lunes y efecto viernes. Si cada día se dan de alta y de baja en la Seguridad Social cerca de 100.000 trabajadores en promedio anual, resulta que los lunes se producen el doble, tanto de altas como de bajas; y los viernes, un 20% más de bajas que cualquier otro día distinto del lunes. Estos son los efectos que vamos a valorar si se han exacerbado con la crisis sanitaria. Conviene aclarar, además, que los fines de semana no son días de registro en la Seguridad Social, por lo que cabe esperar que algunas altas y bajas del fin de semana se anticipen al viernes, o se apilen el lunes. Así, toda la actividad en altas y bajas que se produce durante el fin de semana o en festivo, se registra típicamente el primer día laborable posterior. Esto explica en parte que los lunes tengan no sólo mucha creación (altas), sino también mucha destrucción (bajas) de empleo agregado. Todas estas circunstancias serán examinadas en detalle en el presente informe, correspondiente a marzo 2020, y esperamos que en informes sucesivos.

Conviene tener presente también que la mayor parte de la destrucción de empleo que hemos observado en marzo ha afectado a los trabajadores con contratos temporales. La destrucción podría haber sido peor, pero parece que los ERTEs (Expedientes de Regulación Temporal de Empleo) y los "permisos retribuidos recuperables" han amortiguado el primer golpe de un parón económico forzoso sin precedentes. De hecho, estimamos que, de acuerdo con nuestro contrafactual, desde el Estado de Alarma, y hasta fin de mes, se pueden haber perdido algo menos de 600.000 afiliaciones netas. En todo caso, desde el punto de vista de la actividad económica, los datos preliminares permiten estimar que los ERTEs solicitados afectaban a fin de marzo a unos 2 millones de trabajadores, y pueden llegar a los 3,5 en el momento de la publicación de este informe.

Los principales resultados que destacamos, al margen de la extraordinaria caída neta de afiliación, se refieren al comportamiento asimétrico de las bajas y las altas de afiliación. Si bien es cierto, que las bajas aumentaron desde el jueves 12 hasta el viernes 20 de marzo, no lo es menos que posteriormente se estabilizaron hasta fin de mes. Las altas, sin embargo, se fueron reduciendo durante todo el mes de marzo. El efecto neto ha sido una destrucción de empleo en las ocupaciones relacionadas con las ramas de actividad de Construcción, Hostelería y Actividades Recreativas, o Artísticas y de Entretenimiento, en el entorno del -5% para la media del mes. Por el contrario, las actividades sanitarias y de servicios sociales han aumentado la afiliación cerca del 1%, y en diversas actividades relevantes (financieras y de seguros, suministros y gestión de residuos, entre otras) la afiliación se ha mantenido estable.

Finalmente, y desde el punto de vista de las previsiones que podemos ofrecer en este momento, cuando se incorporan en el modelo de predicción los datos de estabilización en la demanda eléctrica que están llegando de los primeros días del mes de abril, el escenario estimado para las próximas semanas mejora sustancialmente comparado con los escenarios muy negativos de reproducción del patrón de destrucción neta de empleo que habíamos observado para el mes de marzo.

El informe se organiza como sigue. La Sección 2 revisa la evidencia que justifica nuestro enfoque metodológico, y que conviene tener presente. En la Sección 3 presentamos el

modelo estadístico que utilizamos, a partir del cual vamos a definir escenarios y contrafactuales. La sección 4 muestra las predicciones que aún han de tomarse con mucha cautela por la premura en disponer de nuevos datos en tiempo real, y la última sección recoge algunas conclusiones.

2. Evidencia preliminar para el enfoque metodológico

El mes de marzo 2020 ha sido un mes absolutamente excepcional para la afiliación (para la economía), por las medidas de confinamiento implementadas para hacer frente al Covid-19 y evitar el colapso del sistema sanitario. Los episodios principales en relación a dichas medidas frente al Covid-19 fueron los siguientes: a) el miércoles 11 de marzo se interrumpieron las clases presenciales en todos los niveles educativos; b) el lunes 16 de marzo entro en vigor el Estado de Alarma; y iii) el lunes 30 de marzo se paralizaron todas las actividades económicas no esenciales.

Estas medidas han afectado en mayor o menor medida a la afiliación a la seguridad social durante este mes. En el Estado de Alarma, además de introducir medidas para la limitación de la libertad de circulación de los individuos, se paralizaron todas las actividades que podían requerir una aglomeración de personas para su funcionamiento, actividades como: educación y formación, actividad comercial, equipamientos culturales, establecimientos y actividades recreativas, actividades de hostelería y restauración, y otras adicionales. Desde el 30 de marzo se paralizaron todas las actividades no esenciales, y esto empezó a afectar al sector industrial, y al sector de la construcción entre otros. Las actividades no esenciales interrumpidas el 30 de marzo, han podido volver a funcionar nuevamente el 13 (14) de abril, con algunas restricciones. Todas estas medidas han afectado a la afiliación, y tendrán distintas consecuencias sobre el mercado de trabajo durante la hibernación y en la posterior fase de recuperación, que tenemos que tener en cuenta en la especificación de nuestros escenarios de previsión

El **gráfico 1** muestra la serie histórica de datos diarios de número de afiliados (desde el mínimo de la serie en 2013; nótese que el dato sólo se registra en días laborables). La evidencia va en línea con lo esperado (aunque por supuesto palidezca frente al drama humano que sufren los enfermos y las familias de las víctimas). La cifra de afiliación a fin de mes nos sitúa en niveles de afiliación de 2017. En 15 días, desde el lunes 16 de marzo, se ha producido un retroceso de 3 años, y concretamente, desde el pico del pasado 11 de marzo se han destruido 898.822 afiliaciones netas. Por otro lado, podemos añadir que el viernes 28 de febrero había 19.279.415 personas en alta de Seguridad Social y el 31 marzo son 18.445.436 millones. Es decir, marzo empezó bien en términos laborales, pero se truncó a partir del 11 de marzo.

Marzo, sin lugar a dudas, se ha convertido en el mes más negativo de la historia en términos laborales desde que tenemos registros. Y todo esto a pesar de que hemos podido contar con una importante medida de flexiseguridad como son los ERTEs, que mantienen afiliados a la Seguridad Social a los trabajadores afectados. Como muestra el **gráfico 2**, la destrucción ha estado principalmente concentrada en el sector servicios con una caída del -4,4% (-644.920), en el que la caída más importante se registra en la hostelería (un -14,3%; ver Anexo I). La caída de la afiliación en el sector servicios, aunque importante, es moderada en términos relativos a la observada en la construcción (-12,31%; gráfico 2).

Gráfico 1 *Número de afiliados a la Seguridad Social desde el mínimo reciente de la serie histórica del 31 de enero de 2013 hasta el 31 de marzo 2020 (datos diarios del registro de afiliaciones, que excluyen fines de semana y festivos). Fuente: elaboración propia a partir de los datos históricos diarios de la Seguridad Social.*

Podemos decir que los sectores más afectados por el parón de la actividad han sido aquellos que utilizan de forma más habitual la contratación temporal (ver Anexo I). Como los contratos temporales tienen más dificultades para entrar en un ERTE parece lógico que hayan sido los trabajadores sujetos a estos contratos los más afectados en cuanto a la destrucción de empleo (o causar baja en la afiliación a la Seguridad Social). Aunque, como sabemos, el uso de la contratación temporal es superior a la media europea en todos los sectores, lo cierto es que unos sectores la utilizan con mayor asiduidad que otros. Esta circunstancia seguramente contribuye a la virulencia de la primera reacción en marzo.

2.1 Comportamiento de las altas y las bajas de afiliación

Mirar, en particular, a la evolución de las altas y bajas de afiliación, y compararlas con un marzo "normal", nos permite poner en perspectiva lo acontecido en el mes, y ver la importancia de los movimientos en la afiliación como consecuencia de las medidas para hacer frente al Covid-19. La evolución de las altas y las bajas diarias puede reflejar bien la transmisión en tiempo real de la crisis sanitaria a la economía. Como se puede ver en el **grafico 3**, la destrucción de empleo (en rojo) del lunes 16 (primer día laborable tras el Estado de Alarma) especialmente, y del viernes 13 (primer dato de fin de semana laborable desde el inicio de la crisis del Covid-19) en menor medida, son históricas para un mes de marzo. Es claro que ante la nueva información (del Estado de Alarma) algunos de los contratos se rompieron o se dieron de baja prematuramente.

El gráfico 3 muestra también, en más detalle, la evolución de las bajas registradas en todos los meses de marzo desde el año 2013 (en azul). Como ya hemos indicado en la Introducción, los datos de afiliación están sometidos a importantes y muy particulares efectos de calendario, esto significa que el día de la semana o del mes (por ejemplo, si es el primer o el último día, como ilustra el gráfico) condiciona el nivel de creación y destrucción de empleo. En concreto, cuando queremos analizar lo que pasa dentro de un

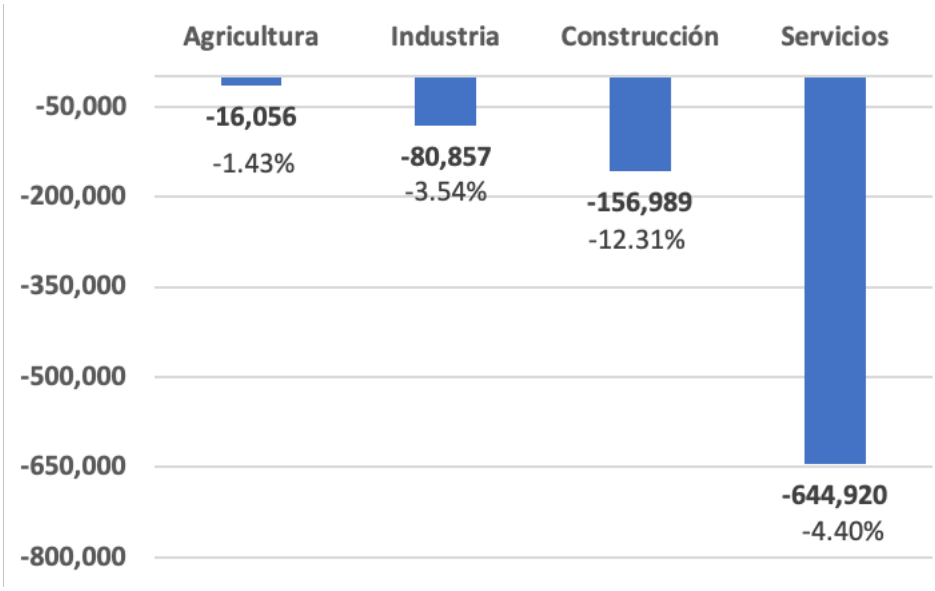

Gráfico 2 *Variación de la afiliación por sectores productivos en marzo 2020. Fuente: Seguridad Social.*

mes en particular, aparece un fuerte efecto lunes, tanto en las bajas como en las altas. Por ello, el gráfico 3 compara las bajas de afiliación lunes con lunes, martes con martes, etc. Las observaciones en blanco corresponden a la ausencia de registro en los fines de semana y los festivos. Los datos muestran que los lunes del mes de marzo de 2013 a 2019 se registraron bajas de afiliación que en media no superaron los 136 mil trabajadores. Más aún, los lunes se registran alrededor del doble de bajas que los viernes, y casi un 50% más que la media de todos los días. Este marcado efecto calendario que se replica a lo largo de todo el año va a ser un elemento clave para nuestro enfoque metodológico. También es destacable mencionar desde el punto de vista de las bajas de afiliación, que el dato del lunes 16 de marzo, siendo como hemos dicho excepcional, se sitúa en un nivel ligeramente por encima del dato de bajas de fin de mes de febrero, que se registraron en el primer día laborable de marzo (lunes, unas 300.000 bajas).

Para entender la intensidad del ajuste del empleo en este mes de marzo es necesario analizar también la creación de empleo reflejado en las nuevas altas de afiliados, como muestra el **gráfico 4.** Una gran parte de la destrucción neta no viene únicamente por el lado del despido (o aumento de las bajas), sino más bien porque se deja de contratar o no se renueva un contrato existente. Cuando la vía de ajuste es la no renovación, en lugar de observarse grandes caídas en la destrucción de empleo (o bajas), lo que se observa es una débil creación de empleo (o altas). Muchos contratos temporales de muy corta duración, semanales o incluso de fin de semana, no se han renovado. Como muestra el gráfico, prácticamente todas las altas diarias a partir de la declaración del Estado de Alarma (16 de marzo) son muy moderadas. El pasado jueves 19 de marzo (festivo en muchas CCAA), únicamente se produjeron 29.254 altas, siendo este el sexto día más bajo de la serie histórica (ver **Tabla A.2** del Anexo II), tan solo superado por días relacionados con fechas donde se terminaba el año o el verano, especialmente si esto fue durante la crisis financiera. Nuestro objetivo con el modelo estadístico es poder estimar el efecto de la crisis del Covid-19 en todos estos flujos

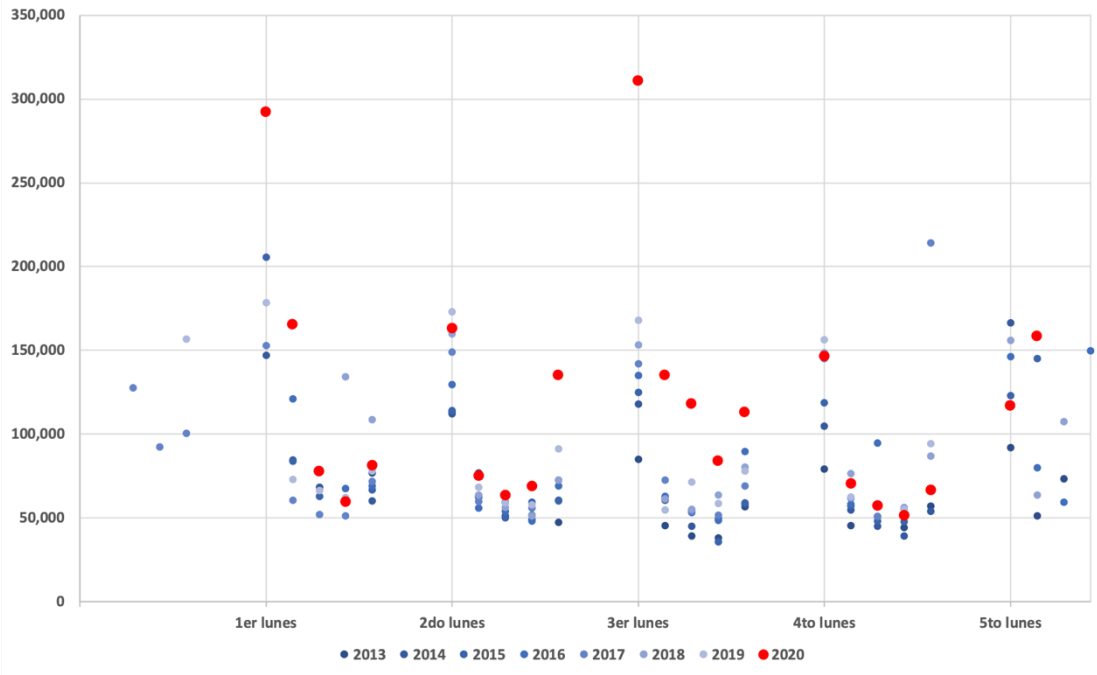

Gráfico 3 *Número de bajas de afiliación a la Seguridad Social cada día en cada uno de los meses de marzo desde 2013 (datos diarios del registro de afiliaciones, que excluyen fines de semana y festivos). En rojo, el dato de cada día de marzo 2020.* ***Nota:*** *El gráfico se construye de fin de mes hacia principio de mes haciendo coincidir la columna de bajas del último viernes de marzo de cada año (hay 4 días desde el 5to lunes). Los días que no coinciden en los distintos años, sea de más o de menos, van después de ese viernes o en los primeros valores de la representación gráfica.*

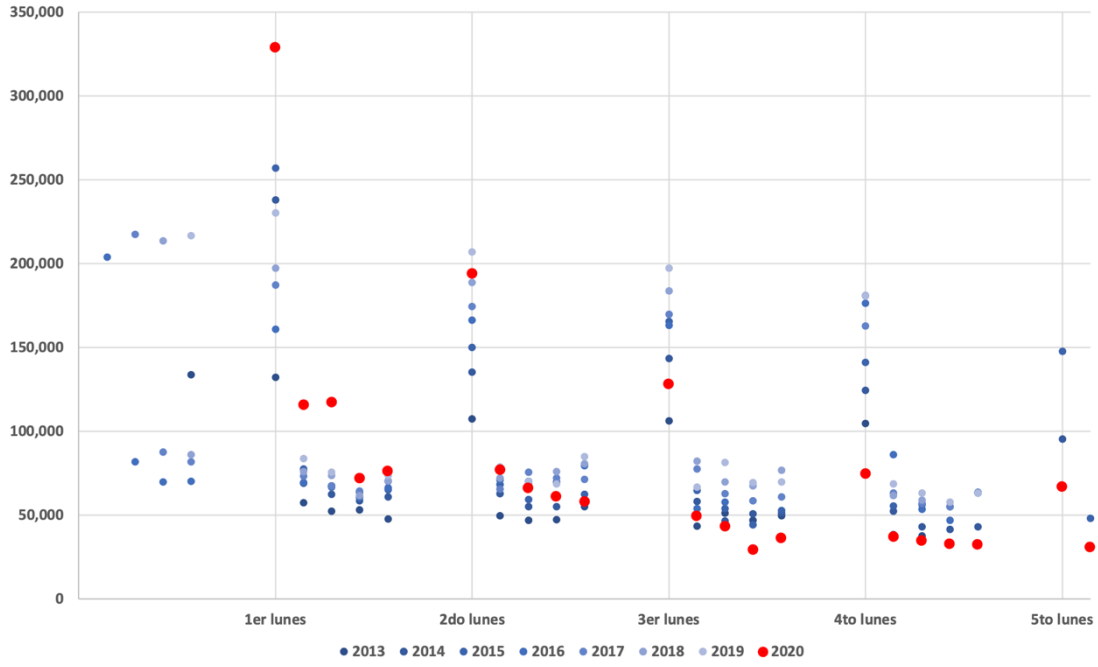

Gráfico 4 *Número de altas de afiliación a la Seguridad Social cada día en cada uno de los meses de marzo desde 2013 (datos diarios del registro de afiliaciones, que excluyen fines de semana y festivos). En rojo, el dato de cada día de marzo 2020.* ***Nota:*** *El gráfico se construye de principio de mes hacia fin de mes haciendo coincidir la columna de altas del primer lunes del mes de marzo de cada año (hay 4 días antes del 1er lunes). Los días que no coinciden en los distintos años, sea de más o de menos, van antes de ese lunes o en los últimos valores de la representación gráfica.*

2.2 La evolución de la demanda diaria de energía eléctrica

Como hemos indicado en la Introducción, un elemento básico de nuestra estrategia metodológica consiste en encontrar una variable explicativa de frecuencia diaria, que pueda capturar la tendencia que vaya a seguir la serie de afiliados durante la crisis. Concretamente, consideramos la evolución diaria de la demanda de energía eléctrica, de la que utilizamos sus datos diarios hasta el pasado 16 de abril (con el fin de completar dos semanas, sin demorar nuestro informe de este mes). El Anexo I también describe, brevemente, la obtención y las características de esta variable, de la que mostramos las más sobresalientes a continuación para facilitar las interpretaciones posteriores.

Como muestra el **gráfico 5**, en el que se ha usado una media móvil de siete días para suavizar la serie, existen claros componentes estacionales. La serie alcanza habitualmente su máximo en la primera semana de febrero, y siempre durante los meses en los que hay mayor demanda sea para calefacción o para aire acondicionado, coincidiendo con los días de menor y mayor temperatura del año, respectivamente. También es destacable la estabilidad de la serie. Su comportamiento ha sido estable en los últimos ocho años y, pese al esperable incremento de energía debido a la fase expansiva del ciclo, la muy ligera tendencia positiva que presenta el gráfico (la línea de puntos), hace suponer un aumento de la eficiencia del sistema eléctrico español (o en parte también, por supuesto, alguna reasignación de actividades intensivas en energía eléctrica hacia otras actividades).

La principal observación del gráfico 5 es que la crisis provocada por el Covid-19, se ha hecho notar también en la demanda nacional de energía eléctrica. Como era de esperar, la serie captura el parón de la industria y de las actividades no esenciales iniciado a mitad de marzo de 2020. El efecto ha sido tan grande, que no encontramos una caída comparable en el pasado reciente. Además, la serie parece que ha tocado suelo el lunes 13 de abril (aunque la media móvil lo oculte; ver gráfico 7 más adelante), encontrándose en un mínimo para el periodo considerado de 554 Gwh. Para encontrar el siguiente mínimo de la serie, hay que remontarse hasta el 14 de abril de 2014, un lunes santo en un periodo de temperaturas suaves. Pese a ser el siguiente mínimo, la diferencia respecto al mínimo actual es significativa (aproximadamente un 10% por encima).

Podemos conjeturar que el comportamiento de la afiliación en el pasado mes de marzo refleja la primera reacción a la crisis del Covid-19, que no tiene por qué reproducirse. Por otro lado, el análisis conjunto de las altas y las bajas diarias refleja perfectamente las características del mercado laboral español, uno de los más precarios del mundo. Muchos de estos empleos perdidos han sido contratos de muy corta duración, que ante la situación se han preferido no renovar. Finalmente, la utilización de la serie de demanda de energía eléctrica puede permitirnos disponer de un indicador adelantado en tiempo real de la actividad productiva en la economía española. Todas estas circunstancias han de ser tenidas en cuenta en la implementación de nuestro modelo estadístico que presentamos a continuación, y en la definición precisa de los escenarios que utilizamos.

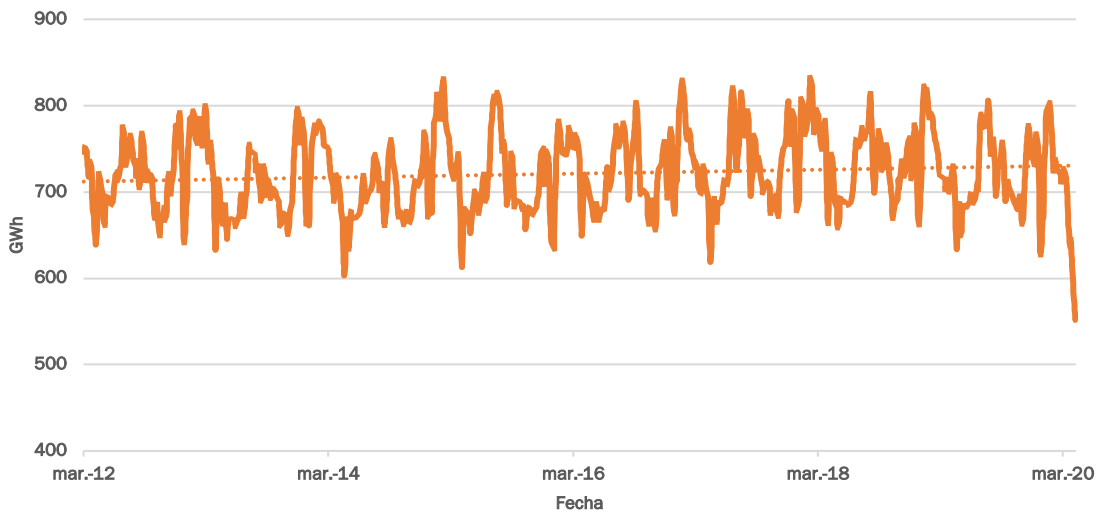

Gráfico 5 *Evolución de la serie diaria suavizada de demanda de energía eléctrica desde marzo de 2012.*

3. Un modelo estadístico para los flujos de afiliación

En un artículo reciente [cf. Conde-Ruiz, García, Puch y Ruiz, 2019], hemos propuesto un modelo estadístico para los flujos de afiliación. El modelo que habíamos estimado especificaba los flujos diarios de afiliación, es decir, las altas, las bajas, y la variación en el número de afiliados, como función de una serie de variables que recogen los *efectos de calendario* (factores deterministas), a la vez que de una parte estocástica para la que se postula un proceso estocástico ARMA (autorregresivo y de medias móviles). Una presentación detallada del modelo especificado se recoge en el Anexo II.

En el modelo estadístico, se consideran de manera exhaustiva los principales efectos de calendario como son, el efecto por día de la semana, de principio y fin de semana, y de principio y fin de mes. Además, se consideran los efectos de variables ficticias estacionales, así como la ocurrencia simultánea de algunos efectos de calendario, como por ejemplo, los casos de lunes y principio de mes o viernes y fin de mes. Hemos estimado el modelo del artículo original con toda la muestra disponible para los datos de afiliación, es decir, hasta el 31 de marzo de 2020, y también con los datos de afiliación hasta el 2 de marzo, con el fin de reflejar el estado que era normal antes del shock sanitario. El ajuste de los modelos estimados es en todos los casos muy alto. En esta sección, se discuten las variantes de especificación que consideramos en la estimación del modelo, y con ello, nuestra estratégica metodológica, antes de presentar los principales resultados.

3.1 Un contrafactual sencillo.

El contrafactual básico que consideramos consiste en estimar el modelo con **datos hasta el 2 de marzo de 2020**. En general, incluir en la estimación el dato del primer día del mes que se considera, facilita captar el nivel del nuevo mes, día que recurrentemente registra un pico de altas y de bajas todos los meses y que, en este caso, para marzo 2020, además

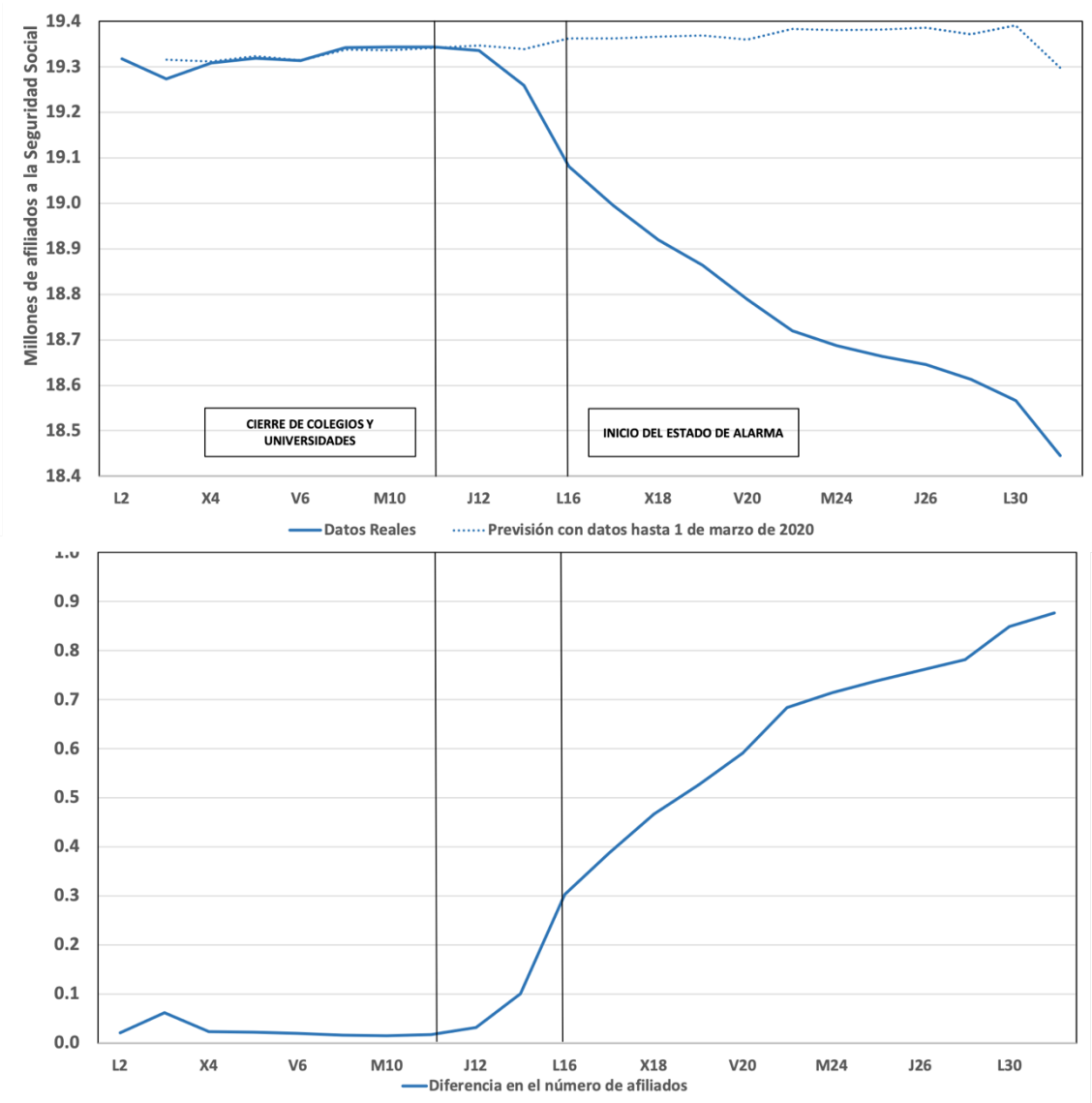

Gráfico 6 *Afiliación observada en el mes de marzo y contrafactual correspondiente a la simulación del modelo estimado con datos hasta el 2 de marzo de 2020 (panel superior), y la diferencia entre ambas (panel inferior).*

ocurre que el principio de mes coincide con un lunes. La ilustración que presentamos consiste simplemente en **simular el contrafactual** del dato que habría previsto el modelo estimado sin la llegada de la información asociada al Covid-19.

El **gráfico 6** muestra dicho contrafactual para el mes de marzo de 2020. En el panel superior están representadas la serie de afiliación observada y la generada por el modelo estimado con datos hasta el 2 de marzo de 2020. Dicha representación ilustra acerca del ajuste del modelo hasta el inicio de la crisis. A partir de ahí se inicia la discrepancia, y el panel inferior del gráfico representa la diferencia entre las dos series. El resultado es el esperado. Por un lado, sin incorporar las observaciones de la crisis, el modelo básicamente sigue la tendencia en el muy corto plazo mensual, hasta que llega la caída que gobierna la *dummy* de fin de mes del modelo. Por otro lado, encontramos que la diferencia que determina el contrafactual es del mismo orden de magnitud que la caída desde el pico de la serie de afiliación del 11 de marzo: unos 900.000 afiliados menos. Marzo iba bien hasta que llegó el Covid-19. En sucesivos informes iremos actualizando este contrafactual.

3.2 Otras variantes de la estimación

A la vez que estimamos el modelo estadístico para datos a principio y a fin de mes, también hacemos una comparación entre esta actualización y las estimaciones presentadas en nuestro artículo original. Dicha comparación está disponible si así se solicita. Se trata de valorar si los últimos dos años de observaciones pueden haber modificado la estimación de alguno de los efectos de calendario que estamos considerado. Tener estos cambios presentes puede ayudar a precisar el análisis. En todo caso, incluir o no los 20 últimos días de observaciones (los del Covid-19) no modifica los resultados de la estimación, como veremos luego.

Y es que en efecto encontramos que los efectos estimados se han modificado de manera interpretable como resultado de incorporar a la muestra dos años más de la expansión. Concretamente, el efecto lunes y el efecto viernes que estimamos con los nuevos datos hasta el 2 de marzo son más moderados que los que habíamos estimado con datos hasta mediados de 2018. Por otro lado, los efectos de destrucción a fin de mes, y de estacionalidad por temporada de verano o de invierno son ahora mayores. Estos resultados se discuten en detalle en el artículo original, y en relación a la evidencia acerca de la posición cíclica de la economía española.

En segundo lugar, y teniendo en cuenta estos pequeños cambios en los resultados de la estimación respecto al artículo publicado, en lo que sigue nos centramos en los resultados obtenidos con los nuevos datos, de acuerdo con las distintas variantes que vamos a considerar. Dichas variantes están asociadas a los escenarios que proponemos. En particular, para la previsión de abril, tratamos de recoger el efecto del Covid-19 utilizando dos variantes del modelo. En la **primera variante**, **que es la de referencia**, consideramos la evolución diaria de la demanda de energía eléctrica, de la que utilizamos sus datos diarios **hasta el pasado 16 de abril** (con el fin de completar al menos dos semanas, sin demorar nuestro informe de este mes). Como ya hemos dicho, pensamos que esta variable explicativa de frecuencia diaria, puede capturar los cambios de tendencia de la serie de afiliados durante la crisis, dado el resto de efectos. El contafactual que consideramos en esta variante de estimación consiste en calcular una media de las demandas de energía en los mismos días (no festivos) de los años anteriores, que en este caso van entre el 11 de marzo y el 30 de abril. El **gráfico 7** muestra la observación de esos días de 2020 y el contrafactual.

Una **segunda variante** que mostramos en el Anexo II incorpora al modelo una variable ficticia tipo "rampa" que sustituye a la demanda de energía, y que recoge, la tendencia observada en los datos de afiliación entre el 23 y el 31 de marzo, que corresponden con la caída de afiliación más amortiguada (respecto a los días entre el 11 y el 22). Con esta rampa queremos tener una medida de lo que significaría que en abril se repitiera el desastroso patrón de marzo.[2] La idea es que esta aproximación ad-hoc nos puede dar una idea de cuál podría ser un peor escenario (descartando el de la primera reacción de destrucción en los primeros días, que sencillamente esperamos que no se repita. El *efecto rampa* captura que la tasa de decrecimiento de los afiliados fue del -0.32% diario desde el 23 de marzo.

[2] Hoy mismo, día 16 que cerramos el informe, el Ministerio ha hecho públicos unos datos en formato compacto que sugieren que en efecto la caída en la afiliación puede haberse detenido.

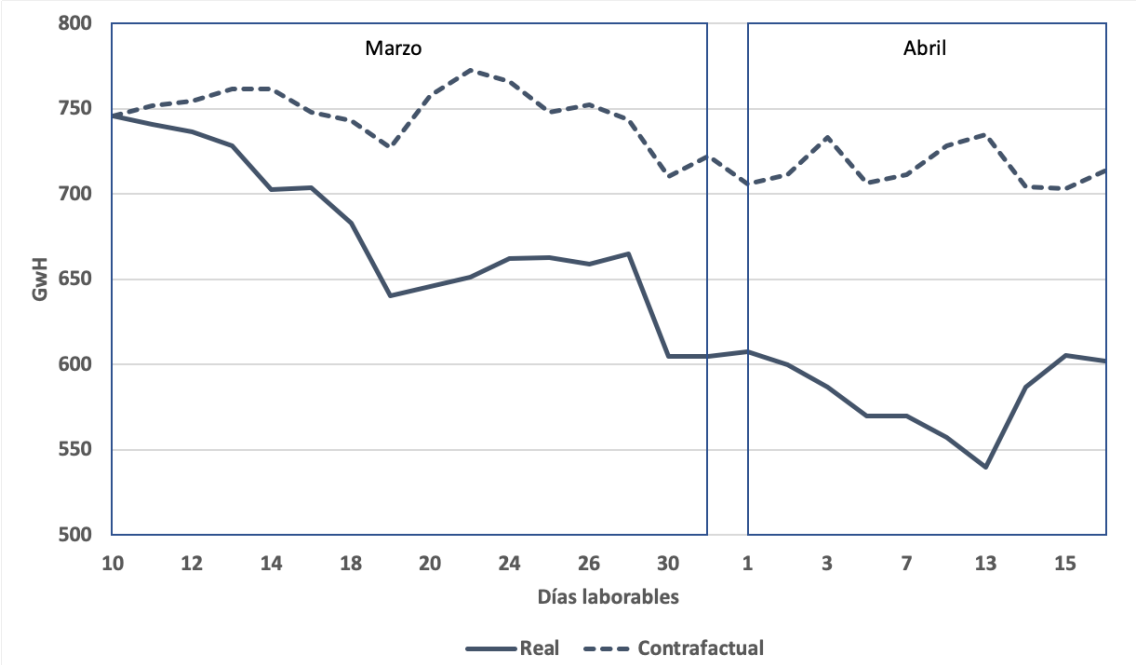

Gráfico 7 *Demanda de energía eléctrica y su contrafactual obtenido por las medias de los años 2012 a 2019 de los datos diarios entre el 11 de marzo y el 16 de abril.*

Encontramos que con excepción del efecto lunes, el resto de efectos son estimados estadísticamente igual en los tres modelos, indicando la robustez de los resultados. Concretamente la estimación de la primera diferencia logarítmica de los afiliados presenta, en el modelo que incluye el logaritmo de la demanda de energía un efecto lunes que duplica el de los otros dos modelos: sin y con variables ficticias de efecto rampa. Por otro lado, el "efecto año" indica que los efectos lunes y viernes pierden valor conforme pasan los años desde 2012. Parece que el recurso de las empresas a contratar más los lunes y los viernes es menor cuanto mayor es el crecimiento de la economía: en expansión, los primeros años se recurre más a esta forma de contratación y despidos, que se concentra en lunes y viernes. Por el contrario, los efectos de creación y destrucción a principio y fin de mes, y de estacionalidad por temporada de verano o de invierno tienden a ser mayores en el punto álgido de la expansión (de nuevo, se crea y se destruye más).

Respecto al efecto de la demanda de energía eléctrica, encontramos que en el modelo estadístico esta variable resulta ser altamente significativa y que entra con signo positivo (como el que esperaríamos). En particular, el mejor ajuste del modelo se da cuando se introduce la serie contemporáneamente. En este caso, por cada punto de caída (subida) en la demanda de energía diaria, los la tasa de crecimiento de los afiliados cae (sube) un 0.6%. Como mostramos a continuación, la inclusión de la variable de consumo eléctrico en el modelo mejora el ajuste al bajón de la afiliación en la crisis. Por tanto, cabe esperar que la disponibilidad de los datos de energía en tiempo real nos permita anticipar el comportamiento de la afiliación.

En definitiva, para el escenario contrafactual consideramos las estimaciones con datos hasta el 2 de marzo (pre Covid-19), sin consumo eléctrico (ya mostrado en el gráfico 6, y que usaremos para altas y bajas), y con, incorporando el contrafactual de demanda de energía mostrado en el gráfico 7. Este segundo contrafactual es con el que comparamos las previsiones que vamos a hacer, tal y como se discute a continuación. Dichas previsiones vienen del modelo estimado con datos a 31 de marzo (post Covid-19), y a su vez incorporan los datos de consumo eléctrico diarios que sí observamos en tiempo real.

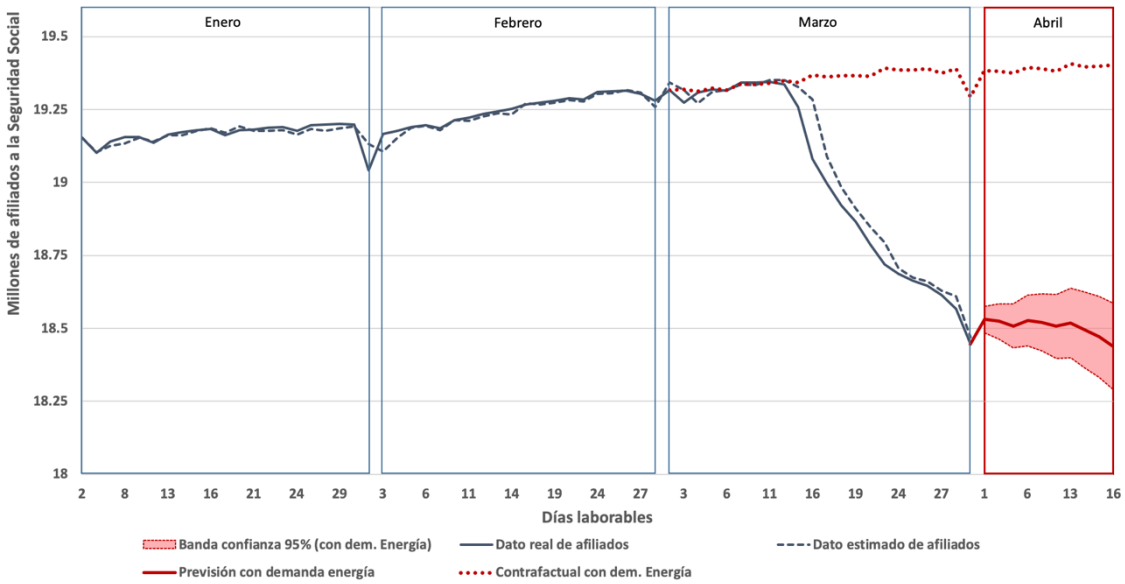

Gráfico 8 *Evolución de la serie diaria de afiliados desde enero de 2020 (trazo azul), la serie estimada (trazo discontinuo) y la predicción hasta el 16 de abril 2020 (trazo rojo) obtenida a partir de los datos diarios observados de demanda de energía eléctrica (en rojo). Se incluye el contrafactual (punteado) con demanda de energía contrafactual.*

4. Escenarios alternativos y ejercicios de previsión

En esta sección ilustramos cómo implementar los escenarios considerados para poder hacer previsión. En primer lugar, mostramos las previsiones para la serie de afiliados en el mes de abril. En segundo lugar, abordamos la cuestión más específica de establecer un contrafactual para las series de bajas y altas de afiliación. Creemos que este segundo ejercicio nos ayudará a anticipar cambios de tendencia en el mercado de trabajo.

4.1 Previsiones para las series de afiliación

En el **gráfico 8** se muestran los datos de la serie de afiliados a la Seguridad Social desde el 2 de enero de 2020 hasta el 31 de marzo (trazo azul), junto con la serie de afiliados estimada por el modelo con demanda de energía (trazo discontinuo). El modelo estadístico captura muy bien todos los meses que aparecen en el gráfico, así como la caída de afiliados desde el 12 de marzo. El ligero retardo de la serie estimada es el resultado del componente ARMA del modelo estadístico, y de cómo este va incorporando la información que, en particular, va llegando acerca del descenso de afiliación en el mes de marzo. Además, encontramos que en efecto el retardo es mayor cuando a diferencia de este caso, se comparan las observaciones con los datos estimados a partir del modelo sin demanda de energía (estas estimaciones están disponibles si así se solicitan).

El **gráfico 8** incluye además la predicción que se obtiene para los afiliados de abril usando los datos de la demanda de energía eléctrica que tenemos hasta el día 16. El resultado más llamativo es que a pesar de que los datos de demanda de energía seguían cayendo a principio de abril, aunque a menor ritmo que en la segunda mitad del mes de marzo, y en parte por el efecto Semana Santa, el modelo predice que en esos días el número de afiliados se había estabilizado. La razón es que el efecto rebote de afiliación, que el modelo estima de las series históricos que es fuerte a principio de cada mes, domina en este caso el efecto de caída en la demanda de energía en los primeros días.

Por el contrario, cuando el efecto principio de mes en la afiliación se mitiga, la previsión es de ligera caída en la afiliación desde el lunes 13 de abril. Y esto a pesar de que la demanda de energía se ha recuperado ligeramente en los datos desde la pasada Semana Santa. Dicho aumento, sin embargo, no es suficiente para sostener el patrón estable en la afiliación prevista para los primeros días de abril. El gráfico 8 incluye por último el contrafactual del modelo con demanda de energía, es decir con datos de afiliación y demanda de energía anteriores a la crisis del Covod-19. Por completitud, en el Anexo III mostramos la predicción en un escenario muy pesimista, según el cual, suponemos un escenario en el que los primeros días de abril la afiliación cae a la tasa ad-hoc que captura una dummy rampa de caída a la tasa de fin de marzo. Este escenario artificial (no basado en datos observados), sirve para poner una cota inferior (que nos parece poco realista) a la afiliación a medados de abril.

En definitiva, el modelo estadístico que manejamos indica que la caída de la afiliación en abril podría haber tocado suelo, o al menos, reducido significativamente la tasa de destrucción respecto a marzo. El mecanismo que opera combina el efecto de la *dummy* de principio de mes, con los movimientos de caída y recuperación en la demanda de energía eléctrica que se han registrado en estos primeros días de abril.

4.2 Previsiones para las series de altas y bajas

Los **gráficos 9** y **10** que presentamos a continuación simulan el comportamiento de las altas y las bajas de marzo 2020, a partir de los modelos estadísticos estimados para cada una de estas variables con datos hasta el 2 de marzo de 2020 (en trazo punteado), y los comparan con las observaciones realizadas (en azul). Ahora no incorporamos la variable de demanda de energía en la estimación, porque no es relevante para el contrafactual (con datos a 2 de marzo, es decir, mientras no hagamos previsión).

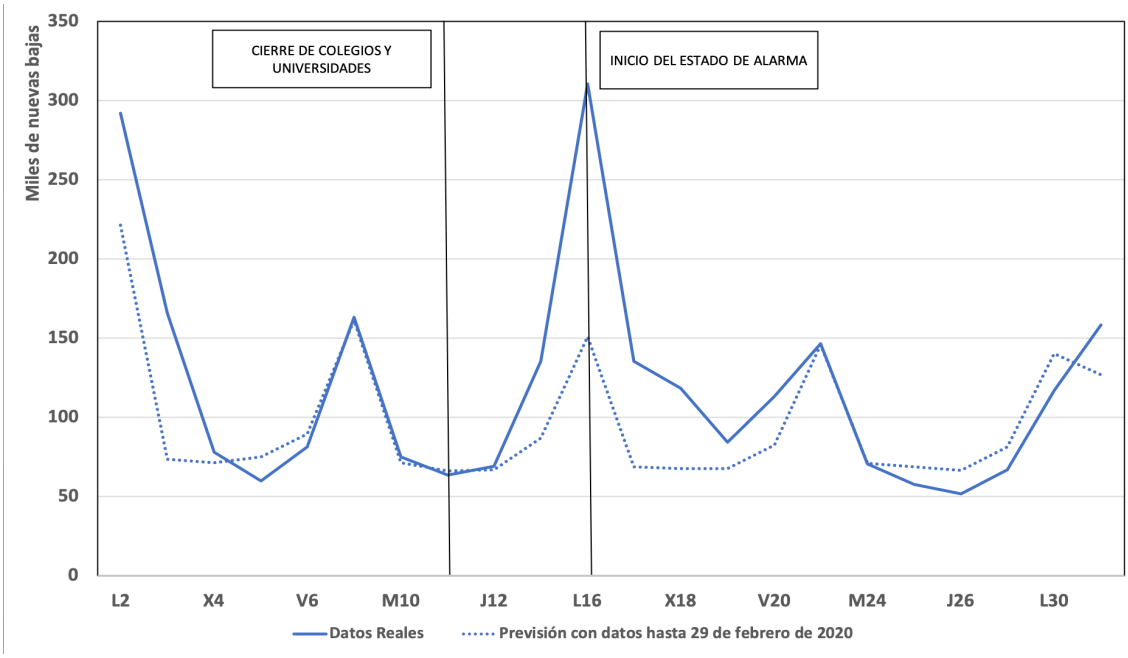

Gráfico 9 *Evolución de la serie diaria de bajas de afiliación en marzo de 2020, y el contrafactual que se habría obtenido a partir del modelo estimado con datos hasta el 29 de febrero de 2020.*

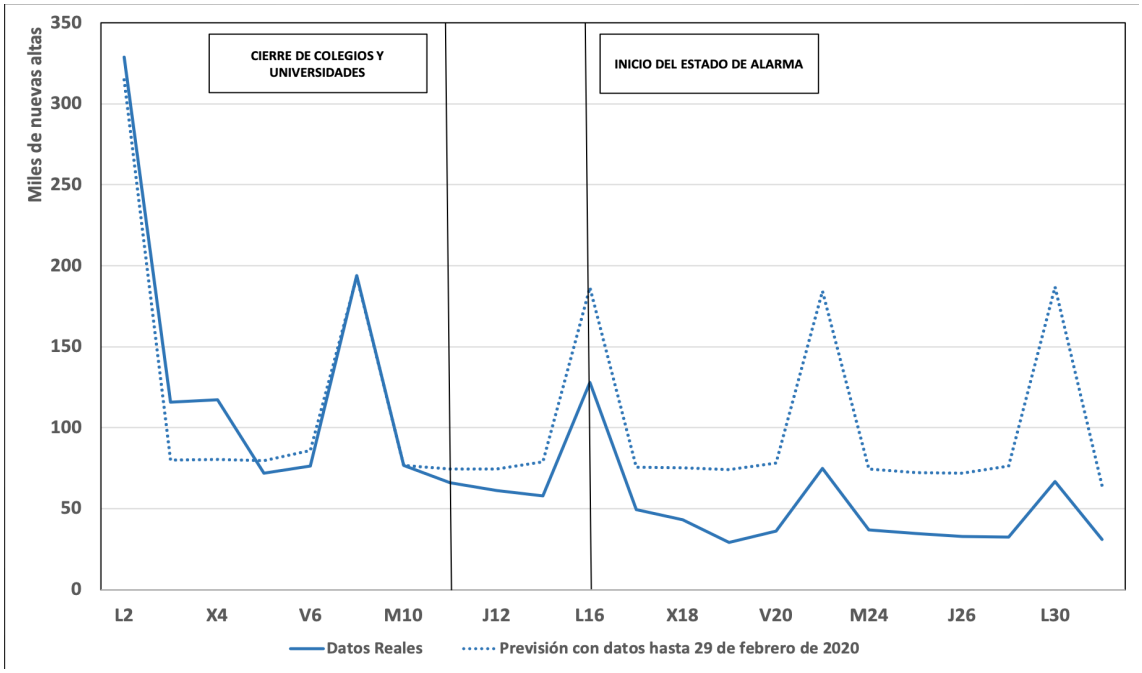

Gráfico 10 *Evolución de la serie diaria de altas de afiliación en marzo de 2020, y el contrafactual que se habría obtenido a partir del modelo estimado con datos hasta el 29 de febrero de 2020.*

Se puede observar que las bajas (gráfico 9) aumentaron desde el jueves 12 hasta el viernes 20, pero luego se estabilizaron al nivel que habría predicho nuestro modelo en ausencia de la crisis del Covid19.

Las altas (gráfico 10), sin embargo, se fueron reduciendo durante todo el mes de marzo, y los "efectos lunes" también se redujeron, es decir, la alerta sanitaria ha tenido como efecto una reducción en la "fuerza" de este efecto calendario. Esta evolución decreciente de las altas sugiere que para anticipar el momento de la recuperación será importante caracterizar el cambio de tendencia en esta serie.

Estos resultados son consistentes con lo que se obtiene al analizar los datos de altas y bajas de demandantes de empleo y paro registrado, particularmente en lo que se refiere el frenazo de la contratación.

Por último, la **Tabla 1** a continuación resume la variación en afiliación, y en altas y bajas acumuladas, que nos parece más relevante: entre el 16 de marzo (Estado de Alarma) y fin de mes. Comparamos los valores realizados con los estimados en nuestro contrafactual (sin consumo eléctrico, aunque a 31 de marzo no hace diferencia). Nuestros resultados sugieren que el Estado de Alarma puede haber representado una caída en la afiliación neta de algo menos de 600.000 afiliados. Notese en particular, que el contrafactual a fin de mes implica caída respecto a al 16 de marzo. Esto es debido al importante efecto de fin de mes que identifica nuestro modelo estadístico.

Por otro lado, nuestra estimación para la perdida de altas y bajas acumuladas por el Covid-19 se sitúa a 31 de marzo y respecto al día 16, en unas 625.000 altas de menos y unas 292.500 bajas de mas. Nótese en este caso que estas altas y bajas se repiten para muchos afiliados, y de ahí la diferencia con el neto anterior. En cualquier caso, es evidente que el principal efecto pasa por el frenazo en la contratación.

Afiliados		
Dato real	**Contrafactual**	**Diferencia**
-635,3	-75,2	-560,1

Altas*		
Dato real	**Dato estimado**	**Diferencia**
595,4	1.220,3	-624,9

Bajas*		
Dato real	**Dato estimado**	**Diferencia**
1.429,3	1.136,8	292,5

**Valores acumulados entre el 16 y el 31 de marzo*

Tabla 1 *Variación (en miles) de la evolución de afiliados, y altas y bajas acumuladas, datos hasta 31 de marzo, 2020*

5 Conclusiones

En este artículo hemos analizado una parte de la evolución del mercado laboral en España durante el mes de marzo utilizado la información estadística de altas y bajas diarias a la seguridad social. La información diaria de la estadística de afiliación nos permite observar la rapidez con la que la crisis sanitaria se está trasladando a la economía. El mes de marzo de 2020, empezó siendo un buen mes en términos relativos para el empleo y ha terminado siendo, por las medidas de confinamiento y parón de la actividad para evitar el colapso sanitario, el peor mes de marzo de la serie histórica. El resultado, sin embargo, podemos decir que está en línea con lo que se podía haber esperado. Además, todo apunta a la importancia de haber podido contar con una importante medida de "*flexiseguridad*" como son los ERTEs, a la hora de mitigar la significativa caída en la afiliación.

Los sectores más afectados por el parón de la actividad han sido aquellos que utilizan de forma más habitual la contratación temporal, que a la vez han estado entre los más afectados por las medidas restrictivas de la actividad. En particular, los sectores más afectados han sido la hostelería y la construcción con caídas del -14,27% y -17,1% respectivamente en tan solo 15 días. Observamos que apenas sí han variado las bajas diarias a la seguridad social con respecto a otro marzo normal, mientras que las altas diarias han sido comparativamente más bajas, y han presentado una tendencia decreciente a lo largo del mes respecto a lo que podría haber sido habitual. Es decir, la histórica caída en afiliados netos del mes de marzo se ha producido principalmente por la vía de la no renovación, y no por la vía de la destrucción de contratos antes de la finalización de los mismos.

Además, utilizando el modelo de series temporales estimado con datos diarios de acuerdo con la metodología Conde-Ruiz, García, Puch y Ruiz (2019) para el mercado laboral español hemos realizado dos tipos de análisis: uno contrafactual y otro de previsión. El análisis contrafactual nos dice que el efecto de la crisis del Covid-19 durante el mes de marzo ha sido de una destrucción neta de algo menos de 900.000 afiliados, por tanto, del

orden de lo que se obtiene desde el pico de afiliación de la serie el pasado 11 de marzo, siendo la caída relativa más acusada la que se registró entre esa fecha y el 16 de marzo, inicio del Estado de Alarma. El análisis de previsión en el mes de abril considera escenarios que incorporan al modelo la información contenida en la serie diaria de demanda de energía eléctrica. Nuestros resultados apuntan a que desde el punto de vista del modelo estadístico que manejamos, la caída de la afiliación podría haber tocado suelo. Por supuesto, el buen funcionamiento de los ERTEs y su gestión eficaz determinarán el panorama definitivo que pueda seguir el empleo en las próximas semanas. Esa misma circunstancia abrirá una brecha entre el paro económico y el paro estadístico que habrá que tener en cuenta al evaluar los efectos de la crisis en la actividad económica.

En nuestra opinión, usar la base de datos diaria de afiliados y los flujos de altas y bajas va a constituir la principal fuente empírica en tiempo real para entender qué está pasando con la crisis del Covid-19, y en qué medida se está trasladando a nuestro mercado laboral en primera instancia, y a partir de ahí a la actividad económica. Esperamos que los resultados obtenidos de nuestro modelo estadístico con datos diarios, que además incluyen la información en tiempo real sobre la demanda de energía eléctrica, contribuyan a la calibración y a la determinación de escenarios que se puedan manejar en los modelos macroeconómicos. Con los datos que vayan llegando del mes de abril, podremos ver, no solo, si la destrucción de empleo se está trasladando a contratos de más larga duración, sino también, en qué medida nuestro modelo de previsión en tiempo real está siendo capaz de anticipar dichos cambios.

Referencias

Conde-Ruiz, J. Ignacio, Manu García, Luis A. Puch y Jesús Ruiz (2019). Calendar effects in daily aggregate employment creation and destruction in Spain. *SERIEs – Journal of the Spanish Economic Association* 10(1), 25-63.

ANEXO I: Evidencia adicional

Según las cifras oficiales,[3] la destrucción de empleo por el Covid-19 ha afectado más a la hostelería y la construcción (**gráfico A.1**), y las caídas han sido mayores en los sectores de actividad con una mayor tasa de temporalidad (**gráfico A.2**).

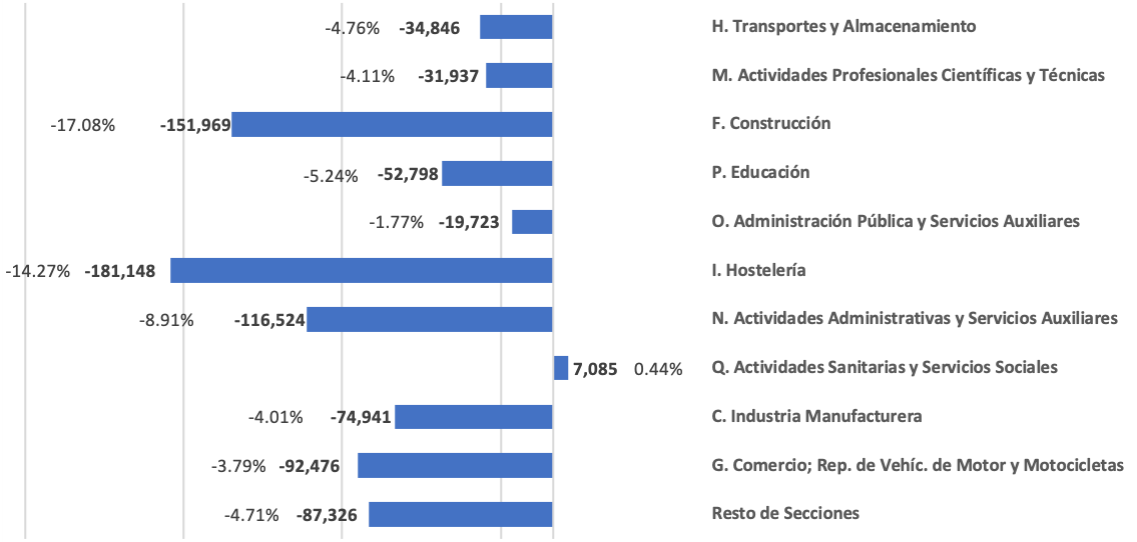

Gráfico A.1 *Porcentaje de caída en la afiliación por sección de actividad a fin de mes. Fuente: Seguridad Social.*

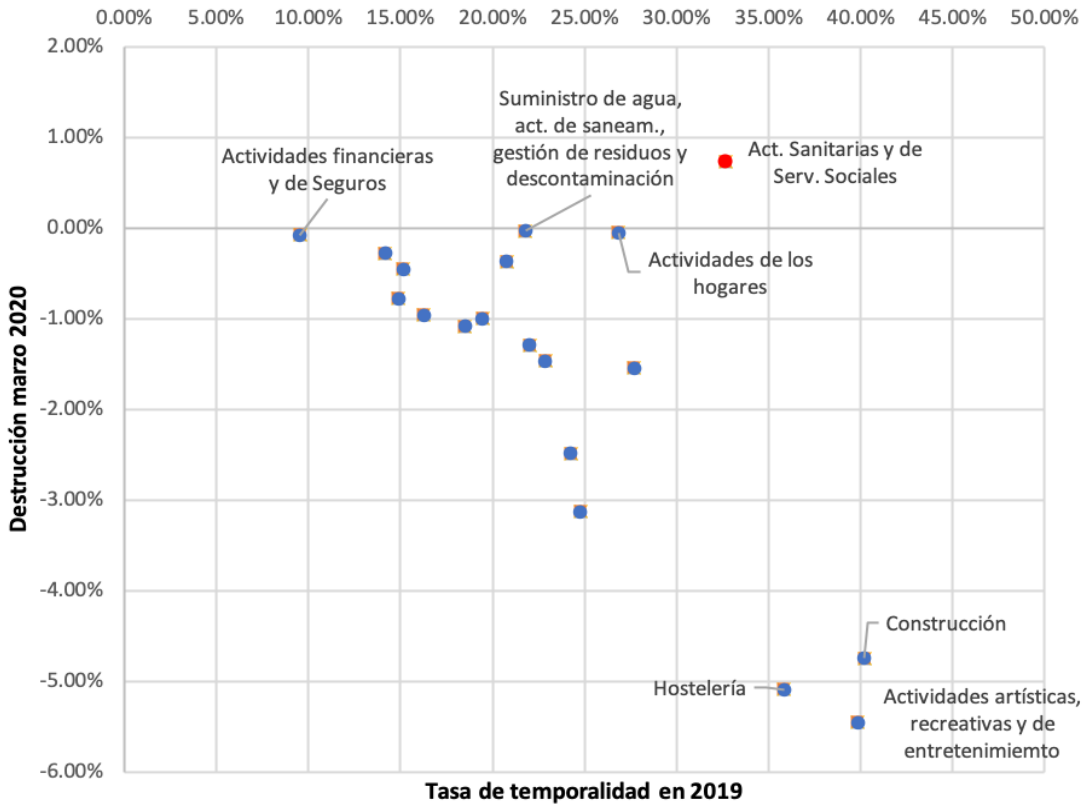

Gráfico A.2 *Variación media en la afiliación por rama de actividad en el mes de marzo, ordenadas por sus tasas de temporalidad. Fuente: Encuesta de Población Activa (INE) y Seguridad Social.*

[3] Ver el boletín de la Afiliación a la Seguridad Social de Marzo 2020 (https://www.lamoncloa.gob.es/serviciosdeprensa/notasprensa/inclusion/Documents/2020/020420-AfiliadosMarzo2020.pdf)

La demanda de energía eléctrica

Red Eléctrica Española (REE) permite hacer un seguimiento en tiempo real de la demanda de energía. Concretamente, hemos utilizado la serie de *Demanda b.c*. (barras de central) que corresponde, según la propia definición de REE, con la Energía (en GWh) inyectada en la red procedente de las centrales de generación y de las importaciones, y deducidos los consumos en bombeo y las exportaciones. Para el traslado de esta energía hasta los puntos de consumo habría que detraer las pérdidas originadas en la red de transporte y distribución.

Para nuestro análisis hemos utilizado la serie correspondiente al periodo desde marzo de 2012 hasta el último dato disponible al cierre de este informe, correspondiente al pasado 16 de abril de 2020, justo después de los festivos de la Semana Santa.

El **gráfico A.3** compara las series diarias de demanda de energía eléctrica año a año del periodo 2012-2020. La caída observada en los últimos 20 días hasta el pasado día 12 de abril es, en efecto, muy significativa, pero desde el 13 de abril, los datos reflejan aumento, que se oculta por el suavizado de las series (media móvil de siete días) que utilizamos.

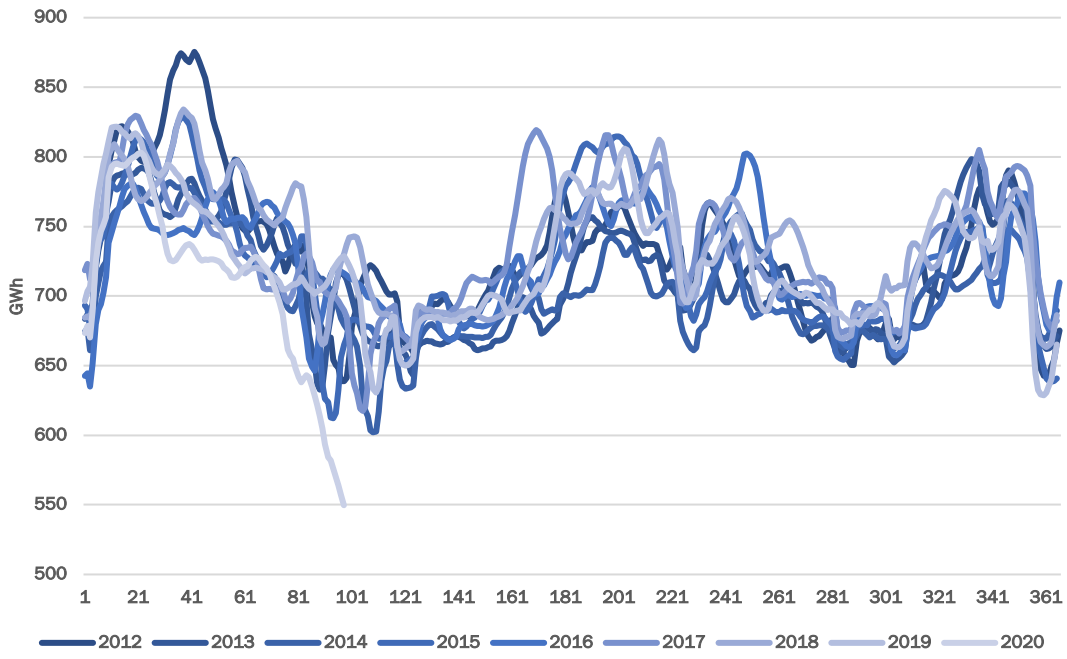

Gráfico A.2 *Evolución de la serie diaria de demanda de energía eléctrica año a año del período 2012-2020.*

ANEXO II: Detalle de bajas y altas de afiliación

Tabla A.1 *Días con el mayor número de bajas de afiliación a la Seguridad Social, 2008-2020*

	Fecha	Afiliados	Bajas
1	2-ene-2019	18,795,965	606,473
2	4-ene-2016	17,057,287	545,814
3	2-sep-2019	19,195,763	533,808
4	2-jul-2018	18,988,255	504,630
5	2-ene-2020	19,153,282	501,558
6	2-oct-2017	18,381,953	493,950
7	1-oct-2018	18,956,552	492,354
8	1-jul-2019	19,490,792	484,450
9	2-ene-2018	18,270,876	467,432
10	30-sep-2019	19,223,638	431,595
11	2-ene-2015	16,556,170	428,853
12	2-ene-2013	16,254,993	404,716
13	2-ene-2017	17,696,663	395,814
14	2-ene-2009	18,166,219	395,168
15	4-ene-2010	17,554,356	387,795
16	2-ene-2008	19,149,456	387,187
17	2-jul-2012	17,036,586	381,415
18	2-ene-2014	16,186,931	372,189
19	31-ago-2018	18,535,422	363,017
20	1-ago-2016	17,751,038	362,682
21	3-ene-2010	17,413,601	357,854
22	4-nov-2019	19,321,081	353,329
23	31-jul-2017	18,276,939	346,550
24	1-sep-2014	16,614,364	345,255
25	30-jun-2017	18,196,843	341,334
26	2-dic-2019	19,405,781	336,183
27	2-sep-2013	16,267,727	335,686
28	1-jul-2013	16,405,094	333,288
29	31-ago-2015	16,983,302	333,107
30	31-oct-2019	19,181,445	331,058
31	3-sep-2018	18,708,442	329,627
32	1-abr-2019	19,133,806	328,776
33	1-sep-2008	19,056,870	327,087
34	2-abr-2018	18,548,844	327,072
35	31-ago-2017	18,040,192	313,141
36	16-mar-2020	19,080,715	310,703
37	30-jun-2008	19,184,842	268,144
38	1-ago-2011	17,566,758	267,372

Tabla A.2 *Días con el menor número de altas de afiliación a la Seguridad Social, 2008-2020*

	Fecha	Afiliados	Altas
1	29-mar-2012	16,903,089	19,819
2	15-may-2019	19,447,219	26,544
3	29-sept-10	17,686,554	26,974
4	28-feb-2013	16,094,638	27,230
5	23-sept-2016	17,791,285	28,143
6	19-mar-2020	18,864,361	29,254
7	30-jul-2009	18,140,974	29,292
8	31-ago-2011	17,287,084	29,830
9	13-ago-2009	18,018,137	30,120
10	28-ago-2009	17,976,547	30,574
11	29-dic-2011	17,148,915	30,751
12	31-ene-2013	16,083,780	30,799
13	31-mar-2020	18,445,436	30,861
14	26-ago-2009	17,999,365	30,948
15	19-mar-2009	18,063,537	31,016
16	31-ago-2010	17,509,439	31,051
17	30-ago-2012	16,872,132	31,134
18	19-ago-2009	17,997,806	31,187
19	28-ago-2008	19,098,314	31,245
20	20-ago-2010	17,700,424	31,318
21	12-ago-2009	18,020,709	31,324
22	27-ago-2009	17,996,050	31,339
23	31-mar-2010	17,479,448	31,375
24	29-ago-2008	19,055,340	31,488
25	29-ago-2013	16,318,019	31,512
26	31-jul-2012	16,875,350	31,529
27	31-jul-2013	16,284,726	31,661
28	14-nov-2012	16,610,037	31,740
29	27-ago-2010	17,703,673	31,997
30	19-ago-2011	17,486,226	32,170
31	29-dic-2010	17,506,171	32,243
32	19-mar-2010	17,612,162	32,256
33	12-ago-2010	17,727,698	32,334
34	21-ago-2009	17,989,535	32,378
35	26-ago-2010	17,716,527	32,409
36	26-ago-2011	17,486,238	32,417
37	27-mar-2020	18,612,822	32,474
38	26-mar-2020	18,645,844	32,664
39	31-jul-2008	19,169,826	32,700
40	27-feb-2009	18,075,777	33,021
41	29-jul-2010	17,872,391	33,069

42	27-feb-2013	16,164,234	33,086
43	11-ago-2010	17,733,192	33,206
44	29-ago-2012	16,887,762	34,308
45	23-ago-2012	16,898,077	34,440
46	25-mar-2020	18,664,340	34,532
47	22-ago-2013	16,325,593	35,394
48	24-ago-2012	16,890,437	35,579
49	28-ago-2013	16,325,291	35,608
50	30-ago-2013	16,271,446	36,280
51	20-mar-2020	18,788,935	36,291

ANEXO III: El modelo estadístico para los flujos de afiliación

Las tres especificaciones alternativas del modelo estadístico que se estima son:

- **Modelo 1.** Modelo para afiliados para una muestra desde el 31 de enero de 2012 hasta el 29 de febrero de 2020:

$$\nabla \log(afil_t) = \sum_{i=1}^{31} \beta_j \cdot \nabla \xi_{j,t} + u_t \ , \ t = 31/01/12,...,29/02/20,$$

$$u_t = \frac{1-\theta_1 L-\theta_5 L^5}{1-\varphi_2 L^2-\varphi_{19} L^{19}-\varphi_{20} L^{20}-\varphi_{21} L^{21}-\varphi_{22} L^{22}-\varphi_{23} L^{23}} \varepsilon_t \ , \ \varepsilon_t \underset{iid}{\sim} N(0,\sigma_\varepsilon^2),$$

donde $\nabla \equiv 1-L,$ y L es el operador retardo ($L\,x_t = x_{t\text{-}1}$).

Definición de las variables *dummy*:

- "Efecto lunes": $x_1 \int$ E_LUNES= {toma el valor 1 cuando es lunes y cero en caso contrario}.
- "Efecto viernes": $x_2 \int$ E_VIERNES= {toma el valor 1 cuando es viernes y cero en caso contrario}
- "Efecto viernes fin de mes": $x_3 \int$ E_VIER_FM= {toma el valor 1 cuando es viernes y último día del mes y cero en caso contrario}
- "Efecto primero de mes": $x_j \int$ D_XXX_P= {toma el valor 1 el primer día del mes XXX y cero en caso contrario}, j={4,5}, XXX={SEP, DIC}.
- "Efecto último día del mes": $x_j \int$ D_XXX_ULT= {toma el valor 1 el último día del mes XXX y cero en caso contrario}, j={6, 7, …, 17}, XXX={ENE,…, DIC}.
- "Efecto mes": $x_j \int$ D_XXX = {toma el valor 1 todos los días del mes XXX y cero en caso contrario}, j={18, 19, …., 22}, XXX={ENE, FEB, MAY, AGO, OCT}.
- "Efecto temporada turística": $x_{23} \int$ D_TEMP_SOL = {toma el valor 1 todos los días de los meses de abril a agosto y cero en caso contrario}
- "Efecto año": $x_j \int$ A_20XX = {toma el valor 1 todos los días del año 20XX y cero en caso contrario}, j={24,…,31}, XX={12, 13, …, 19}.

- **Modelo 2.** Modelo para afiliados para una muestra desde el 31 de enero de 2012 hasta el 31 de marzo de 2020. En este modelo se incluyen dos variables ficticias tipo rampa que recogen la caída de afiliados producida por el decreto del estado de alarma por la COVID19:

$$\nabla \log(afil_t) = \sum_{i=1}^{31} \beta_j \cdot \nabla \xi_{j,t} + \gamma_1 \cdot \nabla \xi_{1.t}^R + \gamma_2 \cdot \nabla \xi_{2.t}^R + u_t \ , \ t = 31/01/12,...,31/03/20,$$

$$u_t = \frac{1-\theta_1 L-\theta_5 L^5}{1-\varphi_2 L^2-\varphi_{19} L^{19}-\varphi_{20} L^{20}-\varphi_{21} L^{21}-\varphi_{22} L^{22}-\varphi_{23} L^{23}} \varepsilon_t \ , \ \varepsilon_t \underset{iid}{\sim} N(0,\sigma_\varepsilon^2).$$

Las variables *dummy* adicionales se definen como:

- "Efecto COVID19, rampa 1": $x_{1,t}^{R}$ ∫ {toma el valor *t*-2034 desde el 12 de marzo de 2020 hasta el 24 de marzo de 2020, y cero en el resto de periodos} Nótese que el dato 2034 se corresponde con la fecha 11 de marzo de 2020]

- "Efecto COVID19, rampa 2": $x_{1,t}^{R}$ ∫ {toma el valor *t*-2034 desde el 24 de marzo de 2020 hasta el final de la muestra, y cero en el resto de periodos}

Con estas dos variables *dummy* se pretende recoger la caída de los afiliados a partir del 12 de marzo de 2020, cuya tasa de decrecimiento es un poco menor a partir del 24 de marzo.

- **Modelo 3.** Modelo para afiliados para una muestra desde el 31 de enero de 2012 hasta el 31 de marzo de 2020. En este modelo se incluye la variable demanda de energía que ayuda a recoger la caída de afiliados producida por el decreto del estado de alarma por la COVID19:

$$\nabla \log(afil_t) = \sum_{i=1}^{31} \beta_j \cdot \nabla \xi_{j,t} + \delta \cdot \nabla \log(de_t) + u_t \ , \ t = 31/01/12,...,31/03/20,$$

$$u_t = \frac{1 - \theta_1 L - \theta_5 L^5}{1 - \varphi_2 L^2 - \varphi_{19} L^{19} - \varphi_{20} L^{20} - \varphi_{21} L^{21} - \varphi_{22} L^{22} - \varphi_{23} L^{23}} \varepsilon_t \ , \ \varepsilon_t \underset{iid}{\sim} N(0, \sigma_\varepsilon^2),$$

donde de_t es la variable demanda de energía del periodo *t*.

- Los modelos para las altas y las bajas tienen la misma estructura de variables ficticias si bien están estimados en niveles logarítmicos, desde marzo de 2012 hasta el 31 de marzo de 2020.

La **Tabla A.3** contiene las estimaciones para la primera diferencia logarítmica de los afiliados. Bajo "**Modelo 1**" se presentan las estimaciones con la muestra hasta el 29 de febrero de 2020 (hemos usado 2 de marzo también). En las siguientes 2 columnas se presentan las estimaciones hasta el 31 de marzo de 2020 en las que se han incluido, bien dos variables ficticias "tipo rampa" que recogen la caída de afiliados por el decreto del estado de alarma ("**Modelo 2**"), o bien cuando usamos la variable de demanda de energía para recoger tal caída en marzo de 2020, en lugar del efecto rampa ("**Modelo 3**").

	Modelo 1		**Modelo 2**		**Modelo 3**	
	Coeficiente	D. Típica	**Coeficiente**	D. Típica	**Coeficiente**	D. Típica
D(E_LUNES)	**0.000272**	5.01E-05	**0.000271**	5.05E-05	**0.000447**	5.98E-05
D(E_VIERNES)	**-0.000721**	5.19E-05	**-0.000706**	5.23E-05	**-0.000656**	5.39E-05
D(D_VIER_FM)	**0.002894**	0.000196	**0.002857**	0.000197	**0.002887**	0.000197
D(D_SEP_P)	**-0.001195**	0.000365	**-0.001200**	0.000370	**-0.001215**	0.000369
D(D_DIC_P)	**0.001677**	0.000416	**0.001685**	0.000421	**0.001754**	0.000425
D(D_ENE_ULT)	**-0.005633**	0.000423	**-0.005633**	0.000427	**-0.005610**	0.000431
D(D_FEB_ULT)	**-0.004704**	0.000414	**-0.004744**	0.000418	**-0.004573**	0.000423
D(D_MAR_ULT)	**-0.004551**	0.000321	**-0.004442**	0.000314	**-0.004720**	0.000312
D(D_ABR_ULT)	**-0.005241**	0.000354	**-0.005229**	0.000358	**-0.005191**	0.000360
D(D_MAY_ULT)	**-0.007373**	0.000365	**-0.007343**	0.000369	**-0.007376**	0.000372
D(D_JUN_ULT)	**-0.007439**	0.000329	**-0.007432**	0.000332	**-0.007409**	0.000331
D(D_JUL_ULT)	**-0.008793**	0.000412	**-0.008773**	0.000417	**-0.008629**	0.000421
D(D_AGO_ULT)	**-0.009847**	0.000422	**-0.009842**	0.000427	**-0.009912**	0.000431
D(D_SEP_ULT)	**-0.006493**	0.000380	**-0.006481**	0.000384	**-0.006509**	0.000384
D(D_OCT_ULT)	**-0.007946**	0.000359	**-0.007958**	0.000362	**-0.007905**	0.000364
D(D_NOV_ULT)	**-0.005372**	0.000332	**-0.005358**	0.000335	**-0.005369**	0.000333
D(D_DIC_ULT)	**-0.003526**	0.000424	**-0.003533**	0.000428	**-0.003507**	0.000432
D(D_ENE)	**0.009714**	0.001180	**0.009874**	0.001196	**0.009731**	0.001220
D(D_FEB)	**0.009191**	0.000993	**0.009328**	0.001008	**0.009178**	0.001029
D(D_MAY)	**0.001369**	0.000348	**0.001370**	0.000353	**0.001504**	0.000368
D(D_AGO)	**0.004252**	0.000543	**0.004254**	0.000552	**0.004402**	0.000567
D(D_OCT)	**0.002163**	0.000384	**0.002169**	0.000390	**0.002095**	0.000405
D(D_TEMP_SOL)	**0.009428**	0.000832	**0.009428**	0.000845	**0.009479**	0.000861
D(A_2012)	**0.151184**	0.011282	**0.152601**	0.011430	**0.152586**	0.011708
D(A_2013)	**0.133563**	0.009926	**0.134785**	0.010057	**0.134697**	0.010297
D(A_2014)	**0.114259**	0.008577	**0.115329**	0.008690	**0.115435**	0.008899
D(A_2015)	**0.094065**	0.007218	**0.094955**	0.007313	**0.095461**	0.007491
D(A_2016)	**0.071403**	0.005877	**0.072120**	0.005954	**0.072369**	0.006095
D(A_2017)	**0.055890**	0.004516	**0.056415**	0.004576	**0.056503**	0.004681
D(A_2018)	**0.039854**	0.003143	**0.040202**	0.003184	**0.040385**	0.003257
D(A_2019)	**0.020385**	0.001766	**0.020555**	0.001789	**0.020583**	0.001827
D(COVID19_1)			**-0.003575**	0.000342		
D(COVID19_2)			**-0.003249**	0.000315		
D(LOG(DEM_E))					**0.006397**	0.001053
AR(2)	**0.061482**	0.022782	**0.053547**	0.022660	0.098145	0.022543
AR(19)	**0.099259**	0.022477	**0.098660**	0.022682	0.105967	0.023149
AR(20)	**0.079526**	0.023061	**0.078864**	0.023254	0.081419	0.023646
AR(21)	**0.076948**	0.023259	**0.072771**	0.023437	0.063593	0.023898
AR(22)	**0.078406**	0.023197	**0.085660**	0.023273	0.079399	0.023751
AR(23)	**0.114561**	0.022704	**0.111874**	0.022787	0.105636	0.023250
MA(1)	**-0.118029**	0.022800	**-0.110967**	0.022690	-0.081786	0.022683
MA(5)	**0.072437**	0.023191	**0.073106**	0.023165	0.096211	0.022968
R2 AJUSTADO	**0.7015**		**0.7000**		**0.6901**	
LOG VEROSIM.	**10694.5**		**10784.5**		**10752.4**	
CRIT.INF. Akaike	**-10.64**		**-10.62**		**-10.58**	

El resto de estimaciones que hemos utilizado en este trabajo están disponibles si así se solicita.

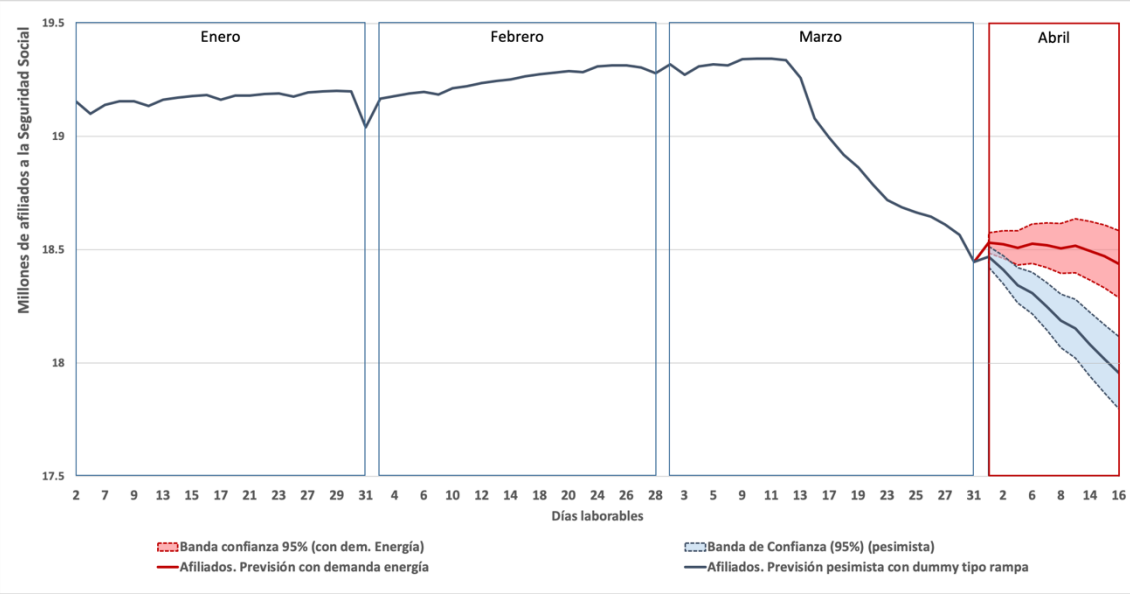

Gráfico A.2 *Evolución de la serie diaria de afiliados desde enero de 2020, y su predicción para abril 2020 obtenida a partir de los datos diarios de demanda de energía eléctrica (en rojo), y con un escenario pesimista que replica en abril el comportamiento observado en las últimas semanas de marzo 2020.*

Si imponemos escenarios de continuación de lo observado en marzo, es decir, con caídas más o menos pronunciadas, el modelo estadístico predice (no puede ser de otra manera) que todavía nos quedarían por ver caídas de afiliación importantes. Sin embargo, no parece realista pensar en este momento que las caídas de marzo puedan reproducirse. En todo caso, las caídas serán más o menos pronunciadas en función de si el patrón de abril se parece más al de la primera semana de confinamiento (más disruptiva respecto a los datos anteriores), o al patrón de la segunda semana, con una destrucción neta de afiliación a menor ritmo que la anterior, que es el que hemos representado en el gráfico A.2, como medida de un escenario pesimista.