

TELETRABAJO Y DISTRIBUCIÓN DE INGRESOS LABORALES EN ARGENTINA

Varvello, Juan Cruz*

Camusso, Jorge**

Navarro, Ana Inés***

Abstract

En este estudio se estima el impacto distributivo del teletrabajo sobre los ingresos laborales de los ocupados en Argentina, empleando dos enfoques de regresión RIF (*Recentered Influence Function*) para captar los potenciales efectos asimétricos del teletrabajo a lo largo de toda la distribución no condicional de los ingresos. El primer enfoque permite estimar el efecto distributivo de un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores, mientras que el segundo enfoque mide las brechas de ingreso entre trabajadores remotos y ocupados presenciales. Para ello, se utilizan datos de la Encuesta Permanente de Hogares y del Módulo de Acceso y Uso de las Tecnologías de la Información y la Comunicación de INDEC para aproximar el teletrabajo efectivo. Los principales resultados muestran que una variación marginal en el porcentaje de teletrabajadores incrementa la desigualdad de los ingresos laborales, lo cual advierte sobre las potenciales consecuencias no deseadas de la penetración del trabajo remoto. En cambio, cuando se estiman brechas de ingreso entre teletrabajadores y ocupados presenciales, los resultados distributivos son mixtos, si bien estos modelos sugieren una reducción de las diferencias entre “ricos” y “clase media”, lo cual podría estar mostrando las potenciales ganancias de productividad para quienes se ubican en el segmento medio de la distribución y que actualmente no trabajan en forma remota.

Clasificación JEL: C13, J24, J30

Palabras clave: teletrabajo; desigualdad, ingresos, regresiones RIF

* Fundación Banco Municipal de Rosario, Av. Alberdi 315, Rosario, Argentina. E-mail: jvarvello@fundacionbmr.org.ar. Departamento de Economía, Facultad de Ciencias Empresariales, Universidad Austral, Paraguay 1950, S2000FZF Rosario, Argentina. E-mail: jvarvello@austral.edu.ar.

** Departamento de Economía, Facultad de Ciencias Empresariales, Universidad Austral, Paraguay 1950, S2000FZF Rosario, Argentina. E-mail: jcamusso@austral.edu.ar.

*** Departamento de Economía, Facultad de Ciencias Empresariales, Universidad Austral, Paraguay 1950, S2000FZF Rosario, Argentina. E-mail: anavarro@austral.edu.ar.

1. Introducción

La crisis sanitaria debido al coronavirus aceleró la introducción de cambios en las modalidades laborales, entre las que se destaca la penetración del teletrabajo. Más allá del comportamiento del mercado laboral durante las etapas de confinamiento estricto, por la pandemia es probable que el trabajo remoto pase a ser una modalidad laboral que conviva con la presencial. Las empresas y los trabajadores que lo implementaron descubrieron sus ventajas que probablemente generen incentivos para sostenerlo más allá de los tiempos en que el trabajo remoto fue un recurso para salvar las limitaciones laborales del confinamiento. Para los trabajadores, no acudir a los lugares de trabajo significó una reducción en los costos de movilidad, de indumentaria y de tiempo y les permitió –en muchos casos- tener un mejor balance entre su vida privada y laboral. Sin embargo, en ocasiones los llevó a trabajar más horas por no generarse una desconexión virtual con la oficina. Por otro lado, las empresas pudieron reducir costos ligados al uso de las instalaciones, como alquileres, servicios, costos de energía y limpieza, aunque tuvieron que invertir en computadoras y otros equipos. Una ventaja adicional para las empresas es que, dado que el trabajo remoto difumina los límites geográficos del mercado laboral, les permite cubrir de modo eficiente los puestos de trabajo requeridos para potenciar su crecimiento.

Sin embargo, las actividades económicas y los puestos laborales difieren en su capacidad de adaptarse y capitalizar los beneficios potenciales del teletrabajo. Dingel y Neiman (2020) estiman que 37% de los ocupados en Estados Unidos se encontraban en condiciones de practicar teletrabajo, con diferencias notorias entre sectores económicos y ciudades. A nivel local, Bonavida Foschiatti y Gasparini (2020) encuentran que 26% de los ocupados podrían trabajar de manera remota. La literatura por lo general señala que los principales factores que influyen en la posibilidad de realizar teletrabajo son el tipo de tareas y actividades que se realizan en cada ocupación -relacionadas con la formación y nivel educativo de la persona- el ambiente o contexto laboral, la infraestructura de Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) necesaria y disponible, la habilidad para usar estas tecnologías, el grado de autonomía de las ocupaciones, el nivel de digitalización de procesos de la empresa y su visión respecto al trabajo remoto.

Por lo tanto, la integración del teletrabajo en los mercados laborales tradicionales no estará exenta de desafíos sociales, productivos y distributivos, dada la estrecha relación del teletrabajo con tareas intensivas en conocimiento y particularmente con las TIC que potencian la productividad y las remuneraciones de quienes están en condiciones de aprovechar sus beneficios. De este modo, una pregunta interesante que surge hacia adelante es qué impacto podría tener sobre los salarios y la distribución de los ingresos la profundización del trabajo remoto. En este trabajo el propósito principal es indagar en las consecuencias distributivas del teletrabajo. Específicamente el objetivo de este estudio consiste en estimar el impacto distributivo del teletrabajo sobre los ingresos laborales de los ocupados en Argentina asociado al incremento de la proporción de teletrabajadores, así como también la brecha potencial de ingresos entre trabajadores remotos y presenciales.

De acuerdo con la Organización Internacional del Trabajo (2020), se considera que una persona realiza teletrabajo cuando emplea las TIC -como computadoras portátiles y de escritorio, tabletas y teléfonos inteligentes- para trabajar fuera de las instalaciones del empleador. En este estudio se propone una medida de teletrabajo típico o representativo como una aproximación razonable al trabajo remoto efectivamente realizado, en base a las características personales y de desempeño laboral de los ocupados. Así, esta metodología se diferencia de los estudios empíricos que miden el teletrabajo potencial (Dingel y Neiman, 2020; Gottlieb, Grobovsek y Poschke, 2020; Bonavida Foschiatti y Gasparini, 2020; De la Vega, 2021) y que se concentran exclusivamente en las características de las tareas de cada ocupación. Concretamente, definimos como teletrabajador típico al ocupado que realizó sus actividades laborales principalmente desde su hogar, posee acceso a TIC en su hogar (computadora e internet) y usó dichas tecnologías (sumando a las anteriores el uso de celulares). Dado que con los datos disponibles no es posible vincular el uso de las TIC con el trabajo, se proponen medidas complementarias al escenario base que tienen en cuenta el nivel educativo, la categoría ocupacional y la tecnología utilizada en lugar de trabajo.

Las fuentes de información para la medición del teletrabajo típico son los microdatos de la Encuesta Permanente de Hogares que elabora el INDEC (EPH - INDEC) y el Módulo de Acceso y Uso de Tecnologías de la Información (MAUTIC - INDEC) correspondiente al cuarto trimestre de 2020. Por otro lado, la estrategia empírica utilizada para medir el impacto distributivo del teletrabajo sobre los ingresos laborales consiste, en primer lugar, en la

estimación de regresiones RIF para cuantificar el efecto de un incremento marginal del teletrabajo sobre diferentes estadísticos distribucionales. En segundo lugar, se estiman regresiones RIF con efectos tratamiento que permiten identificar cómo cambiarían algunos estadísticos distribucionales del ingreso en el escenario hipotético en el que todos los individuos pasaran a realizar teletrabajo.

Los principales resultados de las regresiones RIF muestran que una variación marginal en el porcentaje de teletrabajadores de Argentina incrementa la desigualdad de los ingresos laborales, lo cual advierte sobre las potenciales consecuencias no deseadas de la penetración del trabajo remoto. Por otra parte, los resultados de las estimaciones RIF con efectos tratamiento son mixtos en cuanto al impacto distributivo del teletrabajo, dependiendo de la medida de teletrabajo adoptada. Sin embargo, todos los modelos estimados con esta metodología sugieren una reducción de las diferencias entre “ricos” y “clase media”, haciendo más igualitaria esta parte de la distribución del ingreso, lo cual podría estar mostrando las potenciales ganancias de productividad para quienes se ubican en el segmento medio de la distribución y que actualmente no trabajan en forma remota.

En lo que sigue, el trabajo se estructura de la siguiente manera: en la Sección 2 se realiza una revisión de la literatura; en la Sección 3 se definen las medidas de teletrabajo y las fuentes de información utilizadas, y se explican las metodologías adoptadas para cuantificar el impacto distributivo del teletrabajo sobre los ingresos laborales; en la Sección 4 se presenta el análisis de los principales resultados; en la Sección 5 se exponen las reflexiones finales.

2. Revisión de la literatura

Con la pandemia de COVID-19 y la necesidad de implementar restricciones a la movilidad surgió inmediatamente el interrogante sobre el porcentaje de actividades económicas y ocupados no esenciales que podrían continuar trabajando desde su hogar, dándole un impulso natural a la literatura sobre la medición del teletrabajo. Uno de los trabajos más influyentes en esta línea fue el aporte de Dingel y Neiman (2020), que definen el teletrabajo potencial como el porcentaje de ocupados que estaría en condiciones de trabajar de manera remota en base a las características de las tareas de cada ocupación y de su contexto laboral¹. Utilizando la encuesta O*NET² estiman que 37% de los ocupados en Estados Unidos están en condiciones de adaptarse al trabajo remoto, presentando diferencias visibles entre industrias y regiones del país. Con una metodología similar, Bonavida Foschiatti y Gasparini (2020) estiman que 26% de los ocupados en el total de aglomerados urbanos de Argentina podrían realizar teletrabajo.

Además de las características de las tareas y del contexto laboral de cada ocupación hay otros factores que influyen en la factibilidad de realizar teletrabajo, tales como el acceso y calidad de las TIC disponibles, las habilidades digitales de los trabajadores, el grado de autonomía de las ocupaciones, el tamaño de las empresas, el nivel de digitalización de las empresas y la organización del trabajo (Milasi, González-Vázquez y Fernández-Macías, 2020; Weller, 2020). Por lo tanto, los trabajos empíricos que adoptan el enfoque de las características de las tareas para definir el teletrabajo, que son mayoría en la literatura, pueden considerarse que muestran una cota superior del teletrabajo potencial.

Teniendo en cuenta los factores mencionados en el párrafo anterior, algunos autores (Garrote Sánchez *et al.*, 2020; Albrieu, 2020; Schteingart, Kejsfman y Pesce, 2021) incorporan a la medición del teletrabajo potencial según el enfoque de tareas las condiciones de acceso a las TIC y el uso de tecnologías informáticas en los lugares de trabajo. Garrote Sánchez *et al.* (2020) muestran que las estimaciones del teletrabajo potencial según las características de las tareas sobreestiman la capacidad de realizar trabajo remoto en los países de bajos ingresos al resultar, en promedio, 2,9 veces superior a las estimaciones que se obtienen cuando se incorpora el acceso a TIC en la medición. El factor de sobreestimación en los países de altos ingresos es visiblemente menor (1,1). A nivel local, Albrieu (2020) encuentra que el teletrabajo potencial pasaría de 27% / 29% del total de ocupados a 25% cuando se tiene en cuenta el acceso a internet y a 18% si se considera el acceso a computadora. Por su parte, Chiou y Tucker (2020) presentan evidencia para los Estados Unidos de que la alta velocidad de conexión a internet fue un factor relevante para explicar las diferencias en el cumplimiento de las medidas de confinamiento entre regiones, por lo que es probable que la velocidad de conexión a internet

¹ Empleando un conjunto de preguntas como, por ejemplo, las veces al mes que utilizan el correo electrónico en su trabajo y si atienden directamente al público.

² Occupational Information Network.

influya en la capacidad de realizar trabajo remoto y la complejidad de las tareas que pueden realizarse de maneja remota³.

Al margen de los factores que posibilitan el trabajo remoto, estimar el teletrabajo potencial en países en desarrollo utilizando la composición de tareas de países de altos ingresos tampoco está libre de sesgos, ya que la caracterización de las tareas de una ocupación presenta diferencias de acuerdo con el nivel de desarrollo del país (Lewandosky, Park, Hardy y Du, 2019). Para subsanar este sesgo, algunos trabajos (Saltiel, Gottlieb, Grobovsek y Poschke, 2020; De la Vega, 2021; Gottlieb *et al.*, 2020) recurren a encuestas sobre las características de las tareas representativas de un conjunto de países en vías de desarrollo⁴, encontrando que la capacidad de adaptarse al teletrabajo resulta inferior a la estimada en base a la composición de tareas de países desarrollados. Saltiel *et al.* (2020), por ejemplo, emplea la encuesta STEP y muestra que el teletrabajo potencial resulta inferior en 93% de las ocupaciones al estimado utilizando la O*NET sobre Estados Unidos. De la Vega (2021) muestra que las estimaciones del teletrabajo potencial para la Argentina a partir de la O*NET resultan superiores a las obtenidos con otras encuestas más acordes al nivel de desarrollo del país en aquellas ocupaciones que superan el 20% de teletrabajo potencial, pero son inferiores en aquellas menores a dicho nivel.

Por otro lado, este trabajo se relaciona con la literatura sobre impacto económico y distributivo del COVID-19. La medición del teletrabajo potencial, cualquiera sea el enfoque empleado, resulta relevante en el contexto de pandemia en la medida en que constituye un primer paso fundamental para analizar el impacto económico y distributivo de las medidas de aislamiento. En este sentido, diversos trabajos utilizan las medidas de teletrabajo potencial para evaluar las diferencias en la capacidad de adaptarse al trabajo remoto entre ocupaciones, actividades económicas, regiones y países (Dingel y Neiman, 2020; Gottlieb *et al.*, 2020; Garrote Sanchez *et al.*, 2020; Adams-Prassl, Boneva, Golin y Rauh, 2020; De la Vega, 2021). Estos trabajos encuentran que el teletrabajo potencial presenta una visible heterogeneidad entre actividades económicas, ocupaciones y al interior de las ocupaciones, siendo factible en mayor medida entre las personas de nivel educativo más alto y de mayores ingresos. Asimismo, el potencial del teletrabajo se correlaciona positivamente con el ingreso per cápita del país, resultando menor en los países en desarrollo debido, principalmente, a que muestran una mayor participación del cuentapropismo y un menor porcentaje de tareas intensivas en el uso de las TIC. Así, el teletrabajo permitiría mitigar los efectos del aislamiento, pero tendría un efecto desigualador al interior de los países y entre países.

A pesar del interés evidente sobre el impacto distributivo de las medidas de aislamiento, son pocos los trabajos que analizan los efectos de la cuarentena sobre la desigualdad del ingreso. En esta línea se destacan los aportes de Palomino, Rodríguez y Sebastián (2020) y Bonavida Foschiatti y Gasparini (2020) que simulan diversos escenarios respecto a la duración de las medidas de aislamiento y miden el efecto distributivo sobre la desigualdad de los ingresos laborales. Palomino *et al.* (2020) estudia los efectos distributivos en los países miembros de la Unión Europea y encuentra que el Coeficiente de Gini aumentaría entre 0,7 y 4,2 puntos de acuerdo con la extensión y severidad de la cuarentena y el país que se analice. Por su parte, Bonavida Foschiatti y Gasparini (2020) estiman una relación similar entre las medidas de aislamiento y la distribución de los ingresos laborales en Argentina. Por ejemplo, estiman que el Coeficiente de Gini aumentaría de 4,0 a 10,0 puntos aproximadamente dependiendo de la duración de la cuarentena. Cabe destacar que estos trabajos emplean medidas de teletrabajo potencial en base al enfoque de tareas, aunque realizan diversos ejercicios de robustez considerando las actividades esenciales (no afectadas por las medidas de aislamiento) y el lugar donde trabajan las personas, que no invalidan las conclusiones principales. Por su parte, Irlacher y Koch (2020) realizan una regresión de Mincer para evaluar las diferencias de ingresos entre teletrabajadores y ocupados presenciales en Alemania con datos de teletrabajo potencial que surgen de encuestas y encuentran una prima por realizar trabajo remoto de aproximadamente 10%.

³ De acuerdo con CEPAL (2020), se requiere una conexión a internet en torno a 25 Megabits por segundo para poder realizar actividades de alta demanda -como educación en línea y teletrabajo- ya que una velocidad de descarga inferior no soportaría, por ejemplo, ver videos *online* o participar en una videoconferencia.

⁴ Entre las principales encuestas utilizadas, se pueden mencionar: Living Standards Measurement Study (LMSM – Banco Mundial); Skills Toward Employability and Productivity (STEP - Banco Mundial); Labor Force Surveys (LFS - Organización Internacional de Trabajo); Program for the International Assessment of Adult Competencies (PIAAC - OECD).

A su vez, utilizando regresión por cuantiles estiman que el retorno del teletrabajo aumenta conforme se incrementa el cuantil condicionado del ingreso laboral.

Nuestro trabajo contribuye, por un lado, a la literatura sobre la medición del teletrabajo al proponer una medida del teletrabajo típico o representativo a partir de las características personales y de desempeño laboral que esperaríamos observar en quienes realizan trabajo remoto según la definición de la OIT (2020) y la evidencia empírica sobre teletrabajo potencial. A diferencia de esta última, el teletrabajo típico es una aproximación razonable al trabajo remoto efectivamente implementado. Además, se basa en datos que periódicamente recaba el INDEC, por lo que permitirá seguir la evolución de esta modalidad de empleo en el tiempo. Por otro lado, aporta a la literatura sobre la medición del impacto distributivo de la cuarentena al estimar el efecto de una mayor participación sobre la distribución de los ingresos laborales en base al teletrabajo implementado en lugar de utilizar el teletrabajo potencial y escenarios simulados. Asimismo, la metodología utilizada para su medición contempla los efectos del teletrabajo sobre la distribución del ingreso que se esperarían de una mayor consolidación de esta modalidad de empleo más allá de la pandemia.

3. Datos y metodología

3.1. Datos y medición del teletrabajo

Como se mencionó más arriba, la Organización Internacional del Trabajo (2020) considera que una persona realiza teletrabajo cuando emplea las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) -como computadoras portátiles y de escritorio, tabletas y teléfonos inteligentes- para trabajar fuera de las instalaciones del empleador. Teniendo en cuenta esta definición, en este trabajo se propone una medida de teletrabajo típico o representativo, a partir de las características personales y de desempeño laboral que esperaríamos en quienes trabajan de manera remota. La medida propuesta permite tener una aproximación razonable al teletrabajo efectivamente realizado y se diferencia de otros estudios empíricos en los cuales se emplea una medida del teletrabajo potencial, esto es, del porcentaje de ocupados que estaría en condiciones de adoptar el trabajo remoto de acuerdo con diferentes factores. Concretamente, definimos como teletrabajador típico al ocupado que realizó sus actividades laborales principalmente desde su hogar (sin un lugar específico), posee acceso a las TIC en el mismo (computadora e internet) y usó dichas tecnologías (sumando a las anteriores el uso de celulares).

Las fuentes de datos para su medición son los Microdatos de la Encuesta Permanente de Hogares que elabora el INDEC (EPH-INDEC) y el Módulo de Acceso y Uso de Tecnologías de la Información (MAUTIC-INDEC). La EPH tiene como propósito el relevamiento sistemático y permanente de los datos referidos a las características demográficas y socioeconómicas fundamentales de la población urbana. El MAUTIC⁵ se implementa de manera complementaria a la EPH en el cuarto trimestre de cada año desde 2016 en adelante, proporcionando información sobre el acceso físico por hogar a computadora y a internet. Según el MAUTIC, se considera como acceso a computadora al equipo de computación en el hogar, lo cual incluye computadoras de escritorio y portátiles (*notebook* y *netbook*) así como tabletas electrónicas en condiciones de uso, pero se excluyen otros dispositivos como agendas digitales personales y equipos que reúnen algunas de las funcionalidades de las computadoras, como teléfonos móviles, consolas de juegos o aparatos de televisión inteligentes. El acceso a internet comprende la disponibilidad de internet en el hogar a través de una red fija o móvil, ya sea distribuido en forma alámbrica o inalámbrica, comprendiendo el acceso vía computadora (de escritorio o portátil), telefonía móvil o mediante cualquier otro dispositivo (consolas de juego, tabletas electrónicas, etcétera). Por otra parte, el MAUTIC cuenta con información sobre el uso individual de computadora, internet y celular por parte de la población de 4 años y más, tanto dentro como fuera del hogar.

No obstante, el uso de las TIC por parte de los individuos que releva el INDEC no se encuentra estrictamente vinculado al trabajo, dado que la persona responde si usó o no internet, computadora o celular sin especificar su finalidad. Por lo tanto, se proponen dos medidas de teletrabajo típico adicionales para evitar incluir en la muestra a aquellos ocupados que habiendo trabajado en su hogar no emplearon las TIC para este fin, como puede ser el caso de una persona que prepara alimentos en su casa para la venta y usó las TIC para una finalidad diferente al trabajo. Una primera alternativa utiliza la definición

⁵ Para más información puede consultarse la metodología del MAUTIC disponible en: https://www.indec.gob.ar/ftp/cuadros/menusuperior/entic/modulo_tic_registro_T421.pdf

de teletrabajador típico, pero excluye a aquellos que son cuentapropistas o tienen un nivel educativo menor al secundario completo. Esta definición de teletrabajo se basa en aquellos estudios que describen el perfil de teletrabajo potencial⁶. Una segunda alternativa considera al teletrabajador típico en el escenario base, restringiendo los ocupados a aquellos que según el Código Nacional de Ocupaciones (CNO-2001) operan sistemas y equipos informatizados como tecnología ocupacional⁷.

Cabe destacar que las medidas de teletrabajo propuestas consideran únicamente a los ocupados que hacen trabajo remoto a tiempo completo o trabajan de forma híbrida con una participación mayoritaria de teletrabajo, dado que la EPH pregunta específicamente: “¿dónde realiza principalmente sus actividades?”. Asimismo, también quedarían excluidos quienes realizan teletrabajo desde un lugar diferente a su domicilio, como por ejemplo un establecimiento de *coworking*.

Para concluir esta sección, se presentan a continuación las estadísticas descriptivas del teletrabajador típico o representativo correspondiente a los 31 aglomerados urbanos relevados por INDEC. En el último trimestre de 2020 el teletrabajador típico representó 13,2% del total de ocupados, resultando este porcentaje inferior cuando empleamos las dos definiciones más restrictivas (9,1% y 9,5%, respectivamente). Estos valores resultan visiblemente inferiores a las mediciones de teletrabajo potencial estimadas para Argentina, que se ubican en el orden del 26% / 29% según el enfoque de tareas y del 18% / 25% cuando se agrega la conectividad (Bonavida Foschiatti y Gasparini, 2020; Albrieu, 2020).

En la Tabla 1 se observa que los teletrabajadores típicos obtuvieron una remuneración por hora, a lo largo de la distribución del ingreso laboral, mayor a la registrada por los trabajadores presenciales. A su vez, si tomamos la diferencia porcentual entre las remuneraciones de las dos modalidades de empleo para cada cuantil, vemos que ésta tampoco resulta homogénea a lo largo de la distribución del ingreso ya que resulta mayor en los segmentos de ingresos intermedios. Sin embargo, hay que tener en cuenta que no se están controlando por el resto de las características observables. Por otro lado, se destaca una mayor homogeneidad en el ingreso horario de los teletrabajadores típicos.

Tabla 1

Estadísticas descriptivas del ingreso por hora de la ocupación principal de teletrabajadores típicos y trabajadores presenciales. Total 31 aglomerados urbanos. En pesos corrientes. Cuarto trimestre 2020.

Estadístico (1)	Teletrabajador típico (2)	Trabajador presencial (3)	Diferencia porcentual (2)-(3)
Mín.	4,8	3,1	52,4%
Máx.	9166,7	6250,0	46,7%
Mean	422,8	247,2	71,1%
Desvío estándar	650,4	234,8	-
Coef. de variación	65,0%	105,3%	-
10 th pct.	104,2	75,0	38,9%
20 th pct.	178,6	104,2	71,4%
30 th pct.	227,3	131,3	73,2%
40 th pct.	283,3	156,3	81,3%
50 th pct.	328,1	187,5	75,0%
60 th pct.	375,0	216,7	73,1%
70 th pct.	437,5	250,0	75,0%
80 th pct.	541,7	333,3	62,5%
90 th pct.	725,0	470,0	54,3%

Fuente: elaboración propia en base a MAUTIC – INDEC y EPH – INDEC.

Nota: El teletrabajador típico está definido por los ocupados que realizaron principalmente sus actividades desde su hogar, tienen acceso a TIC en el hogar (computadora e internet) y usan TIC (computadora, internet y celular).

⁶ Véase Dingel y Neiman (2020), Bonavida Foschiatti y Gasparini (2020), Gottlieb *et al.* (2020) y Garrote Sanchez *et al.* (2020).

⁷ Corresponde al 4° dígito del Código Nacional de Ocupaciones.

En la Tabla A1 del Anexo se muestra el perfil del teletrabajador típico. Allí puede observarse que quienes realizan trabajo remoto son predominantemente mujeres de entre 30 y 64 años con alto nivel educativo y que residen mayoritariamente en el Gran Buenos Aires. A su vez, se caracterizan por desempeñarse en ocupaciones bajo relación de dependencia (asalariados) en el sector privado de servicios, y operar sistemas y equipos informatizados en sus puestos de trabajo.

3.2. Metodología

Los modelos lineales tradicionales, estimados a través de Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS, por sus siglas en inglés), son útiles para medir el efecto de un determinado regresor sobre el valor esperado o media de una variable respuesta Y , condicional a un vector de K variables explicativas \mathbf{X} . En un modelo sin interacciones, dado que $\frac{\partial E[Y_i|\mathbf{X}_i]}{\partial X_{ki}} = \beta_k$, este coeficiente mide el efecto de un incremento unitario del k -ésimo regresor sobre la esperanza condicional de Y_i .⁸ No obstante, este efecto también puede extrapolarse a la esperanza no condicional de la variable dependiente aplicando la Ley de Esperanzas Iteradas (LIE, por sus siglas en inglés), la cual permite expresar el valor esperado no condicional de Y_i como un promedio de las esperanzas condicionales. Así, se obtiene que $\frac{\partial E[Y_i]}{\partial E[X_{ki}]} = \beta_k$, por lo que este coeficiente también mide el efecto de un incremento unitario de la media no condicional de X_{ki} sobre la esperanza no condicional de Y_i .⁹ En definitiva, en un modelo con estas características estimado mediante OLS, los coeficientes beta juegan un doble rol, dado que miden los efectos de los regresores sobre la media condicional y no condicional de la variable respuesta. Esta interpretación es la misma independientemente de si el regresor de interés es una variable continua o discreta.

Sin embargo, las estimaciones OLS no son necesariamente un resumen adecuado del impacto de un regresor sobre diferentes estadísticos distribucionales de Y_i , tales como los cuantiles o diferentes indicadores de desigualdad. Por este motivo, y dado que el objetivo de este trabajo es estimar los efectos del teletrabajo a lo largo de toda la distribución no condicional de ingresos de Argentina, se requiere el uso de otras técnicas econométricas. Entre ellas, las regresiones RIF (Firpo *et al.*, 2009) que permiten cuantificar el efecto de un incremento marginal del teletrabajo sobre diferentes estadísticos distribucionales. En un sentido práctico, un incremento marginal del teletrabajo es un aumento “pequeño” del porcentaje de teletrabajadores, por ejemplo, un incremento de 1 punto porcentual (p.p.) o 10 p.p. Por otra parte, el segundo método a usar consiste en las regresiones RIF con efectos tratamiento (Firpo y Pinto, 2016; Firpo *et al.*, 2018) que permiten identificar cómo cambiarían algunos estadísticos distribucionales del ingreso en el escenario hipotético en el que todos los individuos pasaran a realizar teletrabajo.

3.2.1. Regresiones RIF

Las regresiones RIF se basan en el concepto de “función de influencia” (IF, por sus siglas en inglés) introducida por Hampel (1968, 1974). Siguiendo a Rios-Avila y Maroto (2022), considérese la función de distribución acumulada (CDF, por sus siglas en inglés) de la variable aleatoria Y , denotada F_Y . Todo estadístico distribucional v (como la media, varianza, τ -ésimo cuantil, coeficiente de Gini, etc.), matemáticamente es un funcional que colapsa la información de la CDF de Y en un único escalar que resume alguna característica distributiva, es decir, $v_{F_Y} = v(F_Y)$. Si se agrega una nueva observación con valor y_i a la población, tanto F_Y como $v(F_Y)$ se modificarán, siendo la IF la función que mide la influencia -como tasa de cambio- que dicha observación tiene en el estadístico distribucional de interés.

Para ver lo anterior con mayor claridad, supóngase que F_Y corresponde a una población de tamaño N y que G_Y es la CDF que surge de incorporar una nueva observación, por lo que la población ahora es de tamaño $N + 1$. Esta nueva función de distribución puede escribirse como una combinación convexa entre F_Y y $I[y \geq y_i]$, siendo esta última una función indicadora que asume el valor 1 si la expresión entre corchetes es cierta y 0 en caso contrario.¹⁰ Los ponderadores son, respectivamente, $\frac{N}{N+1}$ y $\frac{1}{N+1}$, por lo que:

⁸ Bajo algunos supuestos adicionales sobre el término de error, β_k mide el efecto marginal de X_{ki} sobre Y_i . Es decir, el coeficiente cuantifica el impacto a nivel individual. Véase Rios-Avila y Maroto (2022).

⁹ También es posible pensar a β_k como la media condicional y no condicional de los efectos individuales $\frac{\partial Y_i}{\partial X_{ki}}$ (Rios-Avila y Maroto, 2022).

¹⁰ En otros términos, $I[y \geq y_i]$ es una CDF con masa de probabilidad 1 en el valor y_i (Rios-Avila, 2020).

$$G_Y = \frac{N}{N+1} F_Y + \frac{1}{N+1} I[y \geq y_i]$$

Sean v_{F_Y} y v_{G_Y} estadísticos distribucionales correspondientes a las funciones de distribución F_Y y G_Y , respectivamente, y sea $\epsilon = \frac{1}{N+1}$ una medida del cambio relativo en el tamaño de la población.¹¹ Luego, la variación en v normalizada por dicho cambio relativo es $\frac{v_{G_Y} - v_{F_Y}}{\epsilon} = \frac{v((1-\epsilon)F_Y + \epsilon I[y \geq y_i]) - v(F_Y)}{\epsilon}$. Tomando el límite de este cociente cuando $\epsilon \downarrow 0$, se obtiene la función de influencia de la observación i en el estadístico v :

$$IF(y_i, v, F_Y) \equiv \lim_{\epsilon \downarrow 0} \frac{v((1-\epsilon)F_Y + \epsilon I[y \geq y_i]) - v(F_Y)}{\epsilon}$$

Matemáticamente, la expresión anterior es una derivada direccional que constituye una aproximación lineal de primer orden de la influencia relativa de la observación i en el estadístico v .¹²

Por su parte, Firpo *et al.* (2009) proponen utilizar la “función de influencia recentrada” (RIF, por sus siglas en inglés) como base para estimar el efecto de un desplazamiento marginal de la distribución de un regresor X_k sobre un estadístico de interés v de la CDF de Y . La RIF es equivalente a los dos primeros términos de la aproximación lineal de von Mises (1947) para el correspondiente v :

$$RIF(y_i, v, F_Y) \equiv v(F_Y) + IF(y_i, v, F_Y)$$

Esta función puede obtenerse analíticamente para diversos estadísticos distribucionales, incluyendo los cuantiles, ratios intercuantílicos, indicadores de desigualdad (como los índices de Gini y Atkinson), entre otros.¹³ Una propiedad importante de la RIF es que su valor esperado es igual al correspondiente estadístico de interés: $E[RIF(y_i, v, F_Y)] = v(F_Y)$. A su vez, la LIE permite tener en cuenta el efecto de un vector de regresores \mathbf{X} , ya que $v(F_Y)$ puede expresarse en términos de la esperanza condicional de la RIF: $v(F_Y) = E[E[RIF(y_i, v, F_Y)|\mathbf{X} = \mathbf{x}]]$.

Supóngase que el vector \mathbf{X} está compuesto por K regresores continuos y que la distribución de X_k experimenta un desplazamiento marginal de magnitud t , originando la distribución contrafactual $F_{Y,t}^*$ para la variable Y . Firpo *et al.* (2009) definen matemáticamente el “efecto parcial no condicional” (UPE, por sus siglas en inglés) del regresor X_k como $UPE_k \equiv \lim_{t \downarrow 0} \frac{v_{F_{Y,t}^*} - v_{F_Y}}{\epsilon}$, el cual mide el impacto de un desplazamiento marginal de la distribución de X_k sobre el estadístico v de la distribución no condicional de Y , *ceteris paribus*. Los autores demuestran que este efecto puede calcularse como una derivada promedio:

$$UPE_k = \int \frac{\partial E[RIF(y_i, v, F_Y)|\mathbf{X} = \mathbf{x}]}{\partial x_k} dF_{\mathbf{X}}$$

donde $dF_{\mathbf{X}} = f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})d\mathbf{x}$. Nótese que el cálculo del UPE requiere modelar $E[RIF(y_i, v, F_Y)|\mathbf{X} = \mathbf{x}]$. La propuesta de Firpo *et al.* (2009) es modelar esta esperanza condicional como una función lineal de \mathbf{X} , lo cual permitiría estimarla fácilmente mediante OLS.¹⁴ De este modo, si el modelo no incluye interacciones, es evidente que $UPE_k = \beta_k$. Así, el UPE se obtiene a partir de un modelo de regresión estimado por OLS, en el que la RIF (correspondiente a cierto estadístico distribucional de interés) es la variable dependiente.

Por otra parte, cuando X_k es binaria y sólo puede tomar valores 0 o 1, el desplazamiento marginal que da origen al UPE_k debe considerarse como un pequeño incremento en la probabilidad $P_{X_k} \equiv P[X_k = 1]$ (Firpo *et al.*, 2007). Si denotamos con T a dicha variable binaria y con \mathbf{Z} al resto de los regresores del vector \mathbf{X} , el UPE correspondiente se calcula como:

$$UPE_T = E[RIF(y_i, v, F_Y)|T = 1, \mathbf{Z} = \mathbf{z}] - E[RIF(y_i, v, F_Y)|T = 0, \mathbf{Z} = \mathbf{z}]$$

Nuevamente, si suponemos que la esperanza condicional de la RIF es lineal en \mathbf{X} , se tiene que $UPE_T = \beta_T$. Este coeficiente mide el impacto sobre v_{F_Y} debido a un incremento marginal en la proporción de observaciones con valor 1 en T , *ceteris paribus*.

¹¹ Nótese que $\epsilon = \frac{1}{N+1}$.

¹² Véase Firpo *et al.* (2009), y Huber y Ronchetti (2009) para una discusión formal.

¹³ Véase Firpo *et al.* (2009) y Ríos-Avila (2020).

¹⁴ Sin embargo, modelar la esperanza condicional de la RIF como una función lineal de \mathbf{X} debe considerarse como una aproximación a una función potencialmente no lineal, la cual puede no ser apropiada para describir los efectos marginales de los regresores (Alejo *et al.*, 2021).

En este trabajo se estimará, mediante OLS, la siguiente familia de modelos RIF para un conjunto de estadísticos:

$$RIF(y_i, v, F_Y) = \alpha + \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta} + u_i$$

La variable dependiente es la RIF, correspondiente a cierto estadístico de interés v de la distribución no condicional del logaritmo de dos medidas del ingreso laboral por hora: ingreso de la ocupación principal e ingreso total.¹⁵ Este último es la suma del ingreso de la ocupación principal y el ingreso de otras ocupaciones (ocupación secundaria, ocupación previa a la semana de referencia, deudas/retroactivos por ocupaciones anteriores al mes de referencia, entre otros).

Los estadísticos de interés son los cuantiles de orden 0.1, 0.2, ..., 0.9 (es decir, los primeros nueve deciles), el índice de Gini, el índice de Atkinson (con $\varepsilon = 0.5$ y $\varepsilon = 2$)¹⁶ y ratios intercuantílicos seleccionados.

El vector de regresores \mathbf{X}_i incluye la variable explicativa de interés (variable binaria de teletrabajo, en alguna de sus tres variantes) y un conjunto de controles. Éstos comprenden la edad y edad al cuadrado del individuo y un conjunto de variables binarias indicadoras de: sexo, sectores agregados de actividad (Actividades Primarias, Comercio, Construcción, Industria Manufacturera, Servicios)¹⁷, región (Cuyo, Gran Buenos Aires, NEA, NOA, Pampeana y Patagonia), tipo de empresa/institución de la ocupación principal (pública, privada), nivel educativo (sin instrucción, primario incompleto, primario completo, secundario incompleto, secundario completo, superior universitario incompleto, superior universitario completo), categoría ocupacional (asalariado, cuentapropista, patrón) y formalidad (formal, informal).¹⁸

El parámetro de interés es el β_k correspondiente a la variable binaria de teletrabajo, el cual mide el impacto de un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores sobre el estadístico v de la distribución del ingreso laboral. Por su parte, α es la constante del modelo. Como sugieren Firpo *et al.* (2009), se utilizan errores estándares computados mediante bootstrap (500 réplicas). También se estiman, vía OLS estándar y con las mismas especificaciones, los efectos de los regresores sobre la media de la distribución no condicional del logaritmo de los ingresos, para comparar con los resultados de los cuantiles.

3.2.2. Regresiones RIF con efectos tratamiento

Como se comentó en el apartado anterior, las regresiones RIF son aproximaciones lineales para cuantificar en cuánto se ve afectado un estadístico de la distribución no condicional de Y ante un desplazamiento marginal de la distribución del regresor X_k . Sin embargo, estas aproximaciones pueden no ser adecuadas para estimar los efectos sobre estadísticos diferentes a la media de cambios grandes en la distribución de dicho regresor, como lo es una variación de 0 a 1 en la variable binaria de teletrabajo. Es decir, no permiten medir la “brecha” de ingresos entre teletrabajadores y quienes no lo son.

Para esto, Firpo y Pinto (2016) y Firpo *et al.* (2018) proponen estimadores que, bajo ciertos supuestos, identifican lo que los primeros denominan “*inequality treatment effect*” (ITE). Este efecto, en su definición base, mide el cambio en un determinado estadístico v que se produce como consecuencia de un tratamiento binario.¹⁹ Más precisamente, surge de estimar la diferencia en v comparando dos escenarios hipotéticos, uno en el que todos los

¹⁵ De aquí en adelante, el término “ingreso total” hará referencia al ingreso laboral total.

¹⁶ El índice de Atkinson (A) basa su construcción en la teoría de las funciones de bienestar social. Es un indicador que varía entre 0 y 1 y que se define como $A = 1 - \frac{x^*}{\mu}$, donde x^* es el “ingreso igualmente distribuido”, definido como aquel que, asignado a todos los individuos, genera el mismo bienestar social W que la distribución observada del ingreso: $W(x_1, x_2, \dots, x_N) = W(x^*, x^*, \dots, x^*)$. Atkinson (1970) recomienda utilizar una función de tipo CES: $W = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{x_i^{1-\varepsilon}}{1-\varepsilon}$, en la que el parámetro ε permite regular la “aversión a la desigualdad”: cuanto mayor es su valor, más importancia se les dan a las transferencias en el extremo inferior de la distribución. En las aplicaciones empíricas habitualmente se elige ε en el rango (0,2] (Gasparini *et al.*, 2012).

¹⁷ El sector Actividades Primarias incluye: Agricultura, Ganadería, Caza, Silvicultura y Pesca; Explotación de Minas y Canteras. El sector Comercio incluye: Comercio al por Mayor y al por Menor; Reparación de Vehículos Automotores y Motocicletas. El sector Servicios incluye: Suministro de Electricidad, Gas, Vapor y Aire Acondicionado; Suministro De Agua, Alcantarillado, Gestión de Desechos y Actividades de Saneamiento; Transporte y Almacenamiento; Alojamiento y Servicios de Comidas; Información y Comunicación; Actividades Financieras y de Seguros; Actividades Inmobiliarias; Actividades Profesionales, Científicas y Técnicas; Actividades Administrativas y Servicios de Apoyo; Administración Pública y Defensa; Planes de Seguro Social Obligatorio; Enseñanza; Salud Humana y Servicios Sociales; Artes, Entretenimiento y Recreación; Otras Actividades de Servicios.

¹⁸ Para los asalariados, se consideran trabajadores formales a aquellos que declaran tener descuento jubilatorio. En el caso de los cuentapropistas y patrones, se consideran como formales a aquellos que realizan tareas profesionales, siguiendo el criterio de Salvia (2002).

¹⁹ Si bien Firpo y Pinto (2016) definen a v como un indicador de desigualdad, el método es aplicable a otros estadísticos distribucionales, como la media y los cuantiles. Por este motivo, se utiliza la misma notación que en la subsección anterior.

individuos reciben el tratamiento y otro en el que nadie lo recibe.²⁰ Para la estimación, se requiere implementar un procedimiento en dos etapas (Rios-Avila y Maroto, 2022). En la primera etapa, se estiman ponderadores de probabilidad inversa (IPW, por sus siglas en inglés) para controlar por las diferencias en la distribución de características en ambos grupos (en nuestro caso, teletrabajadores y no teletrabajadores). En la segunda etapa, se estiman regresiones RIF ponderadas, a través de OLS, para identificar el ITE en el estadístico distribucional de interés. A continuación, se explica con más detalle el procedimiento.²¹

Considérese un tratamiento binario T (en nuestro caso, el teletrabajo), que cualquier individuo podría recibir potencialmente. Esta variable asume el valor 1 si la persona recibe el tratamiento, y 0 en caso contrario. De este modo, todos los individuos están expuestos a dos resultados potenciales Y_0 y Y_1 , dependiendo del valor que asuma T . El ITE para el estadístico v se define como:

$$\Delta v = v(F_{Y_1}) - v(F_{Y_0})$$

donde F_{Y_1} y F_{Y_0} son las CDFs de los resultados potenciales Y_1 y Y_0 , es decir, las que se observarían respectivamente en un escenario en que todos los individuos recibiesen el tratamiento y en otro en el que nadie lo recibiese. Sin embargo, la diferencia $v(F_{Y_1}) - v(F_{Y_0})$ no es factible de computar, dado que nunca se observan ambos resultados potenciales para toda la población ya que es imposible que ocurran simultáneamente los dos escenarios planteados. En efecto, para cada individuo, el resultado observado es:

$$Y_i = T \cdot Y_1 + (1 - T) \cdot Y_0$$

Sin embargo, bajo ciertos supuestos, Δv puede estimarse a partir de los datos observados (Firpo y Pinto, 2016). El primer supuesto es el de “ignorabilidad” (*unconfoundedness*), que establece que la distribución de los resultados potenciales es independiente de la asignación del tratamiento, cuando se condiciona en características observables \mathbf{Z} . En otros términos, T es condicionalmente exógena.²² El segundo supuesto, es el de “soporte común”, que implica que la probabilidad de ser tratado, condicional al vector \mathbf{Z} , es estrictamente superior a 0 y estrictamente menor a 1, para todo valor dentro del soporte. Es decir, no existe ningún valor de alguna característica observable que solamente se observe en el grupo de los tratados.²³ Si se cumplen ambos supuestos, Δv puede identificarse con el siguiente procedimiento.

En primer lugar, la CDF no condicional del resultado potencial Y_j , para $j = 0,1$, puede expresarse en función de las distribuciones condicionales:

$$F_{Y_j} = \int F_{Y_j|\mathbf{z},T} dF_{\mathbf{z},T} = \int F_{Y_j|\mathbf{z}} dF_{\mathbf{z}}$$

donde T desaparece de la expresión debido a que $F_{Y_j|\mathbf{z},T=1} = F_{Y_j|\mathbf{z},T=0} = F_{Y_j|\mathbf{z}}$ por el supuesto de ignorabilidad. No obstante, como se comentó anteriormente, F_{Y_j} no se observa completamente. En su lugar, se observa:

$$F_{Y_j|T=j} = \int_{i \in j} F_{Y_j|\mathbf{z}} dF_{\mathbf{z}|T=j}$$

donde nuevamente se hace uso del supuesto de ignorabilidad. La expresión anterior puede usarse para estimar F_{Y_j} :

²⁰ Esta definición corresponde a lo que Firpo y Pinto (2016) denominan “*overall treatment effect*”. Si bien los autores también definen otros tipos de efecto tratamiento, éstos no serán analizados en el presente trabajo.

²¹ Se sigue fundamentalmente la exposición de Rios-Avila (2020) y Rios-Avila y Maroto (2022).

²² Para el caso del teletrabajo, es razonable pensarlo como un tratamiento condicionalmente exógeno. Durante el período al que corresponden los datos utilizados (cuarto trimestre de 2020), su asignación, si bien no era aleatoria, respondía fundamentalmente a directrices de gobiernos y empresas, en función del tipo de tarea, sector de actividad y región, que son características mayormente observables. Un potencial problema es que hubiese autoselección para hacer teletrabajo, en el sentido de que algunos individuos decidieran trabajar de manera remota esperando obtener ingresos mayores, por lo cual el tratamiento dejaría de ser condicionalmente exógeno. Para gran parte de los trabajadores, es poco probable que esto hubiese ocurrido debido a que la libertad para decidir con qué modalidad trabajar estaba fuertemente restringida, ya sea por normas gubernamentales o decisiones de las empresas, sumado al hecho de que la cantidad de contagios aún era elevada y no estaba disponible una vacuna para la población en general.

²³ Aplicado al trabajo remoto, si bien el perfil de características observables es diferente, en promedio, entre teletrabajadores y presenciales, *a priori* no hay motivos para pensar que un valor de éstas solamente se observe en el grupo de tratados.

$$\widehat{F}_{Y_j} = \int_{i \in j} F_{Y_j|Z} \omega_j(\mathbf{z}) dF_{Z|T=j}$$

donde $\omega_j(\mathbf{z})$ son funciones de peso que tal que $\omega_j(\mathbf{z}) dF_{Z|T=j}$ es similar a dF_Z , lo cual permite estimar las distribuciones de los resultados potenciales (F_{Y_j}). Estas funciones se definen como:

$$\omega_1(\mathbf{z}) = \frac{T}{P(T = 1|Z = \mathbf{z})}$$

$$\omega_0(\mathbf{z}) = \frac{1 - T}{1 - P(T = 1|Z = \mathbf{z})}$$

Los ponderadores anteriores pueden obtenerse mediante métodos no paramétricos, semi-paramétricos o paramétricos (como modelos logit y probit) que estimen los *propensity scores* $P(T = 1|Z = \mathbf{z})$.

En base a lo anterior, el estimador del ITE será:

$$\widehat{\Delta v} = v(\widehat{F}_{Y_1}) - v(\widehat{F}_{Y_0}) = v\left(\int_{i \in 1} F_{Y_1|Z} \widehat{\omega}_1(\mathbf{z}) dF_{Z|T=1}\right) - v\left(\int_{i \in 0} F_{Y_0|Z} \widehat{\omega}_0(\mathbf{z}) dF_{Z|T=0}\right)$$

La segunda parte del procedimiento, en el espíritu de Firpo *et al.* (2018), consiste en estimar $\widehat{\Delta v}$ haciendo uso de regresiones RIF ponderadas, empleando Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS, por sus siglas en inglés) como método de estimación. Dado que $v(\widehat{F}_{Y_j})$ puede expresarse en términos de la RIF²⁴, se estima el siguiente modelo:

$$T \cdot RIF\{y_i, v(\widehat{F}_{Y_1})\} + (1 - T) \cdot RIF\{y_i, v(\widehat{F}_{Y_0})\} = \alpha + \beta T + u$$

Los ponderadores son $\widehat{\omega}(\mathbf{z}) = T \widehat{\omega}_1(\mathbf{z}) + (1 - T) \cdot \widehat{\omega}_0(\mathbf{z})$. Luego, si se toma la esperanza condicional en ambos miembros de la igualdad y se opera algebraicamente, se obtiene:

$$v(\widehat{F}_{Y_1}) - v(\widehat{F}_{Y_0}) = \beta$$

lo cual muestra que el coeficiente β de la variable T estimado mediante una regresión WLS simple es una estimación del ITE.²⁵

Para estimar los ponderadores, se decidió utilizar modelos probit cuyo vector de regresores \mathbf{Z} es prácticamente el mismo que para los modelos de regresiones RIF de la subsección anterior (excluyendo, naturalmente, la variable binaria de teletrabajo), con la excepción de que el efecto de la edad ahora se controla incluyendo variables indicadoras de rangos etarios (18-25, 26-35, 36-45, 46-55, 56-65). Por otra parte, como señalan Rios-Avila y Maroto (2022), los resultados del procedimiento pueden ser sensibles cuando la probabilidad $P(T = 1|Z = \mathbf{z})$ es cercana a 0 o 1. Por este motivo, se excluyeron las observaciones para las cuales dicha probabilidad es menor que 0,025 y superior a 0,975.

4. Resultados

4.1. Regresiones RIF

Los resultados de esta sección muestran el efecto de un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores sobre la distribución de los ingresos laborales. Como se observa en la Figura 1, un incremento de 10 p.p. en la tasa de teletrabajadores genera, en promedio, un aumento de entre 0,7% y 1,2% en el ingreso por hora de la ocupación principal, dependiendo de la definición de teletrabajo adoptada.²⁶ Tal como era esperado a priori, estos efectos son positivos, es decir, un pequeño incremento en el porcentaje de teletrabajadores incrementa la media de la distribución del ingreso por tratarse de empleos que requieren manejo de TIC y mayor capital humano y por ende tienen remuneraciones más altas. Este efecto promedio es mayor cuando se toman definiciones más restringidas de teletrabajo, particularmente al restringir el conjunto de teletrabajadores a aquellos que operan sistemas y equipos informatizados. Asimismo, el efecto promedio de un incremento

²⁴ $v(\widehat{F}_{Y_j}) = \int_{i \in j} E[RIF\{y_i, v(\widehat{F}_{Y_j})\} | \mathbf{X} = \mathbf{x}] \widehat{\omega}_j(\mathbf{z}) dF_{Z|T=j}$

²⁵ Como señalan Rios-Avila y Maroto (2022), también pueden agregarse otros regresores a la regresión WLS simple para controlar directamente los efectos de características observables, lo cual además permite tener una interpretación de sus impactos marginales. Dado que esto último no es objetivo del presente trabajo, se ha optado por estimar el ITE a través de una regresión WLS simple.

²⁶ Si se multiplican estos valores por diez, se obtiene la diferencia en el ingreso promedio entre un teletrabajador y un individuo que no realiza teletrabajo. Esta interpretación es válida cuando se estima el efecto de un regresor sobre la media, debido a que el método OLS tradicional no requiere que el cambio en una variable binaria sea infinitesimal para poder ser interpretado adecuadamente.

marginal en el porcentaje de teletrabajadores sobre el ingreso total por hora, es decir correspondiente a todas sus ocupaciones, tiene un rango de variación similar, observándose también aquí un valor mayor cuando se consideran definiciones más estrictas de teletrabajo (Figura 2). En todos los casos, los resultados son estadísticamente significativos a los niveles convencionales.

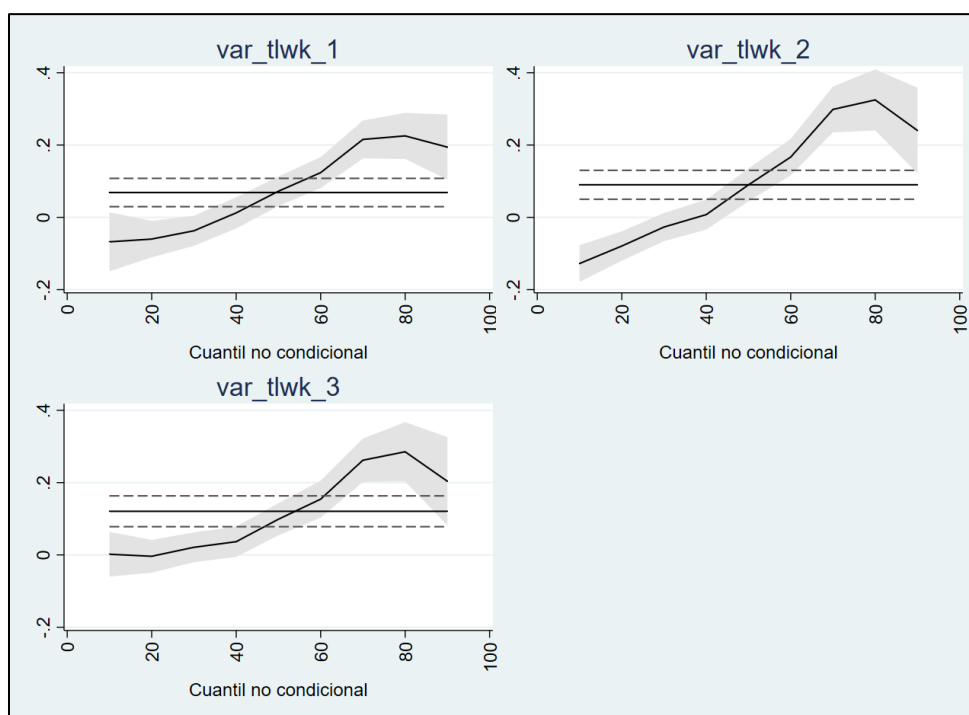
Por otra parte, la Figura 1 también muestra el efecto marginal del teletrabajo para diferentes cuantiles de la distribución incondicional del ingreso por hora de la ocupación principal. Es importante resaltar que se observa una tendencia creciente en dicho efecto, independientemente de la definición de teletrabajo adoptada, a partir de la cual surgen dos reflexiones. En primer lugar, es claro que el efecto sobre la media del ingreso -típicamente estimado mediante el método OLS tradicional- no parece ser un resumen adecuado de lo que ocurre a lo largo de la distribución, puesto que no captura la heterogeneidad del efecto sobre los distintos cuantiles. En segundo lugar, las estimaciones sugieren que un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores ejerce un efecto desigualador sobre la distribución: los deciles más altos crecen a una tasa mayor que los deciles más bajos. Por ejemplo, si se toma la definición base de teletrabajo, se observa que un incremento de 10 p.p. en la tasa de teletrabajadores genera un aumento de 0,7% en la mediana de la distribución, ascendiendo este impacto a 1,2% en el sexto decil y a 2,2% en el séptimo decil. En cuanto al efecto marginal del teletrabajo a lo largo de la distribución del ingreso total por hora, se observa una dinámica similar a la del ingreso de la ocupación principal, con una tendencia creciente que sugiere un impacto desigualador.

Más allá de la tendencia creciente en los efectos estimados para la distribución de los ingresos laborales, se advierten algunas particularidades. En primer lugar, para la definición base de teletrabajo, los efectos de un incremento marginal en la proporción de teletrabajadores son negativos para los primeros cuantiles de la distribución, observándose el mismo patrón cuando se utiliza una definición más estricta de teletrabajo, eliminando a cuentapropistas y personas con nivel educativo menor al secundario completo. Esto implica que un aumento en la tasa de teletrabajadores reduce los cuantiles de la parte baja de la distribución, acentuando el efecto desigualador descrito en el párrafo previo. En segundo lugar, cuando se modifica la definición base considerando como teletrabajadores únicamente a aquellos que operan con sistemas y equipos informatizados, para los primeros cuantiles no se rechaza la hipótesis nula de que los efectos marginales del trabajo remoto sean distintos de cero a los niveles convencionales de significancia. Si esto es así, nuevamente debería observarse un impacto desigualador del teletrabajo, dado que el segmento de menores ingresos no vería incrementado sus ingresos ante una mayor participación de los teletrabajadores en la población, obviamente siendo este efecto desigualador de una menor intensidad en comparación con las dos primeras definiciones de teletrabajo. Por último, cuando se modifica la definición base de teletrabajador, el efecto marginal sobre los cuantiles más altos es de mayor magnitud.

En este punto, vale la pena preguntarse a qué factores inobservables responde el efecto heterogéneo de un incremento marginal del teletrabajo sobre la distribución de los ingresos laborales. Una posible explicación consiste en la diferente capacidad de adaptación y motivaciones, en el corto plazo, de las personas en cuanto a la modalidad de trabajo a distancia. Es probable que los individuos de menores ingresos por el tipo de tarea que realizan enfrenten mayores dificultades para realizar trabajo remoto, lo cual les impediría aprovechar los beneficios económicos del trabajo a distancia. De este modo sus remuneraciones no cambiarían. Lo que resulta más complejo de entender, es el efecto negativo encontrado en la cola inferior de la distribución de ingresos, para las dos primeras definiciones de trabajadores remotos. Es probable que esto responda a qué estas definiciones sobrestiman el número de teletrabajadores en la cola inferior de la distribución de ingresos incluyendo personas que trabajan desde sus casas, tienen y usan TIC, pero no podemos afirmar, que las usen para fines laborales o de entretenimiento.

Figura 1

Efecto de un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores a lo largo de la distribución. Ingreso por hora de la ocupación principal



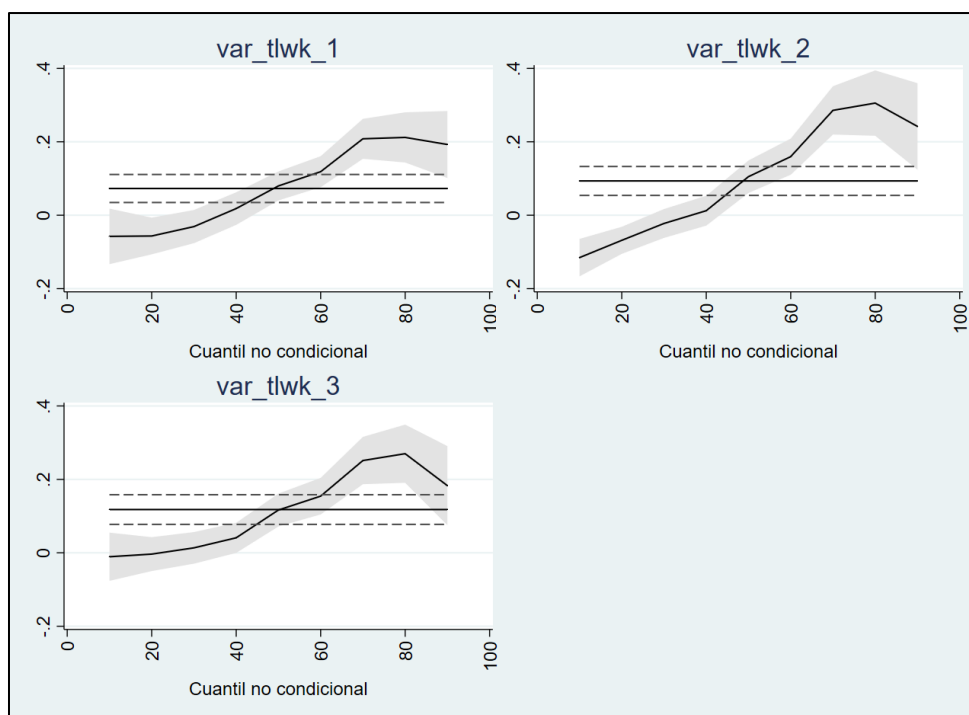
Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 12.441$ observaciones (*var_tlwk_1* o *var_tlwk_2* como regresores de interés) y $N = 12.154$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Figura 2

Efecto de un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores a lo largo de la distribución. Ingreso total por hora



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 12.514$ observaciones (*var_tlwk_1* o *var_tlwk_2* como regresores de interés) y $N = 12.227$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Si bien la tendencia creciente de los efectos marginales del teletrabajo a lo largo de la distribución de ingresos, proporciona una idea general acerca de lo que ocurre con la

desigualdad de los ingresos laborales, es útil estimar dichos efectos sobre algunos indicadores de desigualdad habitualmente utilizados en la literatura, como el coeficiente de Gini y el índice de Atkinson. Las tablas 2 y 3 muestran estos efectos para el ingreso por hora de la ocupación principal y para el ingreso total por hora, respectivamente. En ambos casos, se observan una serie de resultados destacables.

En primer lugar, todos los coeficientes son positivos y estadísticamente significativos, lo cual implica que un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores incrementa la desigualdad del ingreso laboral, según la evaluación implícita o explícita del indicador utilizado. Este resultado está en línea con lo esperado a priori en base a los efectos sobre los cuantiles comentados previamente. En segundo lugar, para los tres indicadores de desigualdad, se advierte que el efecto desigualador es más intenso para las dos primeras de definiciones de teletrabajo. Esto es consistente con las estimaciones mostradas en la Figura 1, dado que, para dichas definiciones, el efecto sobre los cuantiles inferiores es negativo, mientras que es aproximadamente cero para la tercera definición de trabajo a distancia. Por último, es preciso notar que el efecto desigualador para el índice de Atkinson con $\varepsilon = 2$ es mayor, para todas las definiciones de teletrabajo, que cuando se utiliza un parámetro de aversión $\varepsilon = 0.5$, lo cual responde al hecho de en el primer caso que se da más importancia al segmento de menores ingresos de la distribución.

Tabla 2

Efecto de un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso por hora de la ocupación principal

	Gini	Atkinson ($\varepsilon = 0.5$)	Atkinson ($\varepsilon = 2$)
Var_tlwk_1	0.0121*** (0.00228)	0.00172*** (0.000376)	0.00792*** (0.00235)
Var_tlwk_2	0.0151*** (0.00229)	0.00206*** (0.000310)	0.00923*** (0.00152)
Var_tlwk_3	0.00998*** (0.00229)	0.00114*** (0.000310)	0.00437*** (0.00132)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 12.441$ observaciones (*var_tlwk_1* o *var_tlwk_2* como regresores de interés) y $N = 12.154$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Tabla 3

Efecto de un incremento marginal en el porcentaje de teletrabajadores sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso total por hora

	Gini	Atkinson ($\varepsilon = 0.5$)	Atkinson ($\varepsilon = 2$)
Var_tlwk_1	0.0114*** (0.00230)	0.00161*** (0.000442)	0.00801*** (0.00311)
Var_tlwk_2	0.0144*** (0.00232)	0.00192*** (0.000320)	0.00840*** (0.00146)
Var_tlwk_3	0.00969*** (0.00242)	0.00110*** (0.000332)	0.00407*** (0.00138)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 12.514$ observaciones (*var_tlwk_1* o *var_tlwk_2* como regresores de interés) y $N = 12.227$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

4.2. Regresiones RIF con efectos tratamiento

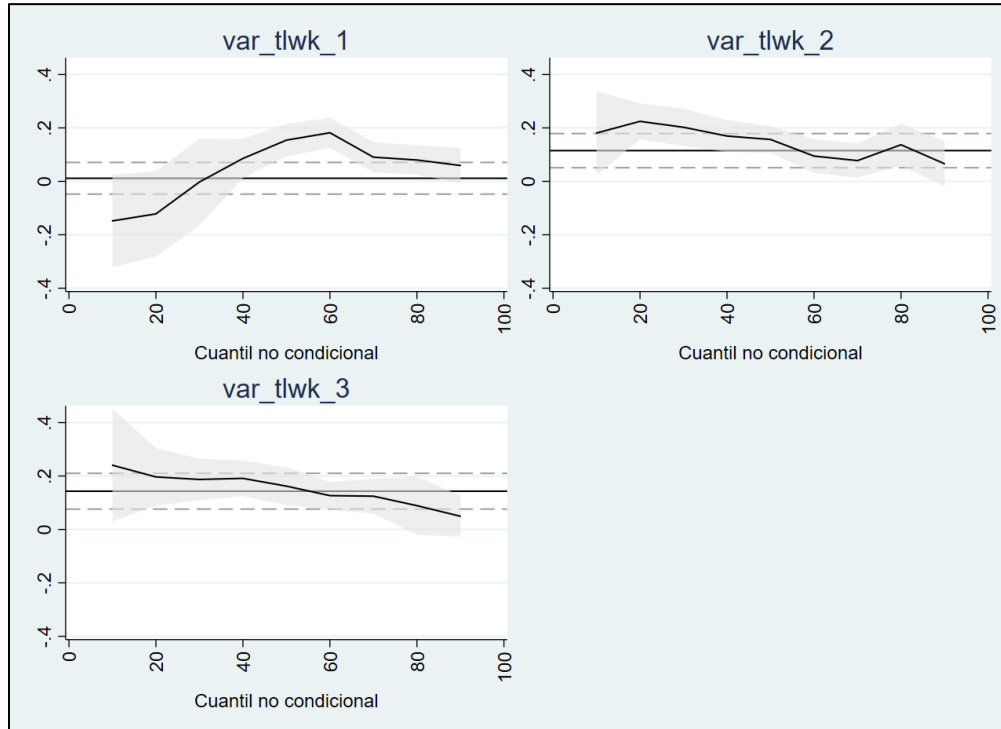
En esta sección se muestran los resultados del efecto tratamiento del teletrabajo sobre la distribución de los ingresos laborales. Este efecto muestra la diferencia en los cuantiles y distintos indicadores de desigualdad, comparando una situación en la cual todos los individuos son teletrabajadores con una situación en la que nadie lo es.

Analizando el impacto del teletrabajo a lo largo de la distribución del ingreso por hora de la ocupación principal (Figura 3), se advierte una tendencia relativamente decreciente para las definiciones más restringidas de teletrabajo. Esto implica que las diferencias de los

cuantiles de las distribuciones de ingreso entre teletrabajadores y no teletrabajadores es mayor en el segmento de menores ingresos. Así, en un escenario en el que todos los individuos pudieran realizar teletrabajo, los ingresos tenderían a crecer en mayor medida en los cuantiles más bajos. No obstante, si se toma la definición más laxa de trabajo remoto, se observa cierto patrón con forma de “U” invertida para el efecto tratamiento, a lo largo de la distribución. Más precisamente, este impacto crece hasta el sexto decil y luego decae, aunque con menos intensidad. Esto estaría indicando que el segmento de ingresos “medios” es el que se beneficia, en mayor medida, del teletrabajo. Poniendo el foco en el efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución incondicional del ingreso total por hora (Figura 4), se observa un patrón similar.

Figura 3

Efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución. Ingreso por hora de la ocupación principal



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

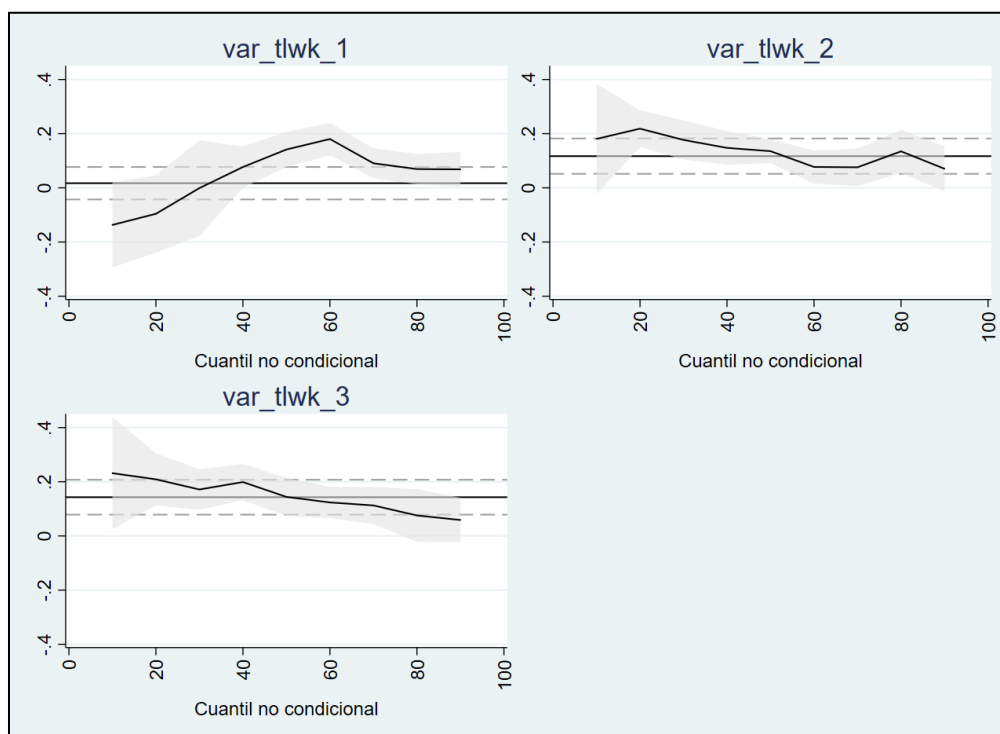
Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 7.713$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.557$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 5.107$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Figura 4

Efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución. Ingreso total por hora



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 7.811$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.573$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 5.169$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

En las dos figuras presentadas anteriormente, podría inferirse un efecto igualador del teletrabajo si se toman las definiciones que modifican el escenario base, mientras que el impacto sobre la desigualdad no resulta tan claro cuando se considera la definición más laxa. Por ello, para analizar el impacto sobre alguna medida resumen de la desigualdad del ingreso, se estima el efecto tratamiento del teletrabajo sobre el coeficiente de Gini y el índice de Atkinson. Las tablas 4 y 5 muestran estos efectos para el ingreso por hora de la ocupación principal y para el ingreso total por hora, respectivamente. En los dos tipos de ingreso, si se toma la definición base de teletrabajo, se observa un efecto desigualador, el cual resulta estadísticamente significativo. En cambio, para la definición más restringida de teletrabajo, se advierte un efecto igualador, aunque mayormente no significativo.

Los resultados anteriores podrían estar sugiriendo que no hay un cambio significativo en la desigualdad del ingreso según la estructura de ponderaciones de los índices utilizados, pero no implican necesariamente que la distribución no se esté modificando, al menos en ciertos puntos. Por este motivo, es relevante analizar qué ocurre con otros indicadores de desigualdad, como los ratios intercuantílicos Q50/Q10, Q90/Q50 y Q90/Q10, cuyos resultados también se muestran en las tablas 4 y 5. Si se pone el foco en los ratios Q50/Q10 y Q90/Q10, tomando la definición base de teletrabajo, se encuentra un efecto desigualador estadísticamente significativo, como ocurría con los índices de Gini y Atkinson. Si se toman las definiciones más estrictas de trabajo a distancia, el efecto es igualador, aunque no estadísticamente significativo en varios casos. En cambio, al poner el foco en el ratio Q90/Q50 la evidencia es más clara, dado que para todas las definiciones de teletrabajo se encuentra un efecto igualador, siendo estadísticamente significativo en todos los casos.

Tabla 4

Efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso por hora de la ocupación principal

	Gini	Atkinson ($\epsilon = 0.5$)	Atkinson ($\epsilon = 2$)	Q50/Q10	Q90/Q50	Q90/Q10
Var_tlwk_1	0.00995*** (0.00338)	0.00183*** (0.000642)	0.00929** (0.00365)	0.0803*** (0.0286)	-0.0217** (0.00894)	0.0641** (0.0325)
Var_tlwk_2	-0.00322 (0.00421)	0.000274 (0.000740)	0.00256 (0.00421)	-0.00995 (0.0174)	-0.0191** (0.00833)	-0.0330 (0.0221)
Var_tlwk_3	-0.00562 (0.00387)	-0.000526 (0.000640)	-0.00220 (0.00318)	-0.0247 (0.0279)	-0.0235** (0.00989)	-0.0556* (0.0313)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: var_tlwk_1, var_tlwk_2, var_tlwk_3 hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 7.713$ observaciones (var_tlwk_1 como regresor de interés), $N = 4.557$ (var_tlwk_2 como regresor de interés) y $N = 5.107$ (var_tlwk_3 como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Tabla 5

Efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso total por hora

	Gini	Atkinson ($\epsilon = 0.5$)	Atkinson ($\epsilon = 2$)	Q50/Q10	Q90/Q50	Q90/Q10
Var_tlwk_1	0.00948*** (0.00357)	0.00176*** (0.000679)	0.00986** (0.00457)	0.0738*** (0.0239)	-0.0175* (0.00904)	0.0622** (0.0308)
Var_tlwk_2	-0.00334 (0.00378)	0.000158 (0.000691)	0.00173 (0.00396)	-0.0142 (0.0207)	-0.0143* (0.00740)	-0.0323 (0.0261)
Var_tlwk_3	-0.00617* (0.00368)	-0.000645 (0.000630)	-0.00300 (0.00327)	-0.0261 (0.0279)	-0.0185** (0.00841)	-0.0513 (0.0315)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: var_tlwk_1, var_tlwk_2, var_tlwk_3 hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 7.811$ observaciones (var_tlwk_1 como regresor de interés), $N = 4.573$ (var_tlwk_2 como regresor de interés) y $N = 5.169$ (var_tlwk_3 como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Por otra parte, como análisis de robustez, se realizaron las estimaciones de la primera etapa del procedimiento utilizando modelos logit para estimar $P(T = 1|Z = z)$, y se probó, en otro ejercicio, excluir las observaciones para las cuales dicha probabilidad es inferior a 0,1 o superior a 0,9. Finalmente, también se probó estimar los ponderadores usando exactamente los mismos regresores que en la Sección 4.1 (es decir, incluyendo a la edad y su cuadrado en lugar de variables indicadoras de rangos etarios). Todos los resultados correspondientes se muestran en el Anexo. En cuanto al efecto tratamiento a lo largo de la distribución del ingreso laboral, solamente se observan algunas diferencias respecto a los resultados mostrados en las Figuras 3 y 4 cuando se excluyen las observaciones cuyo propensity score es menor a 0,1 o superior a 0,9, si bien en líneas generales las formas de los gráficos de las estimaciones son similares, excepto cuando se considera la definición base de trabajo remoto. Por su parte, analizando el efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes indicadores de desigualdad, las diferencias respecto a los resultados mostrados en las Tablas 4 y 5 aparecen, nuevamente, sólo cuando se excluyen individuos cuyo propensity score es inferior o superior a los valores mencionados previamente. En particular, la diferencia más notoria es que el efecto tratamiento deja de ser

estadísticamente significativo para la mayoría de los indicadores de desigualdad, a excepción del ratio Q90/Q50, para el cual se sigue observando un impacto igualador significativo.

En resumen, podría decirse que los resultados de esta sección son mixtos en cuanto al impacto distributivo del teletrabajo. Para la definición más laxa de trabajo remoto, el efecto tiende a ser desigualador, mientras que lo contrario ocurre para las definiciones más restringidas, aunque con menor significancia estadística. Sin embargo, todos los modelos parecen apuntar a que sí se produce una reducción de las diferencias entre “ricos” y “clase media”, haciendo más igualitaria este segmento de la distribución del ingreso. Esto podría estar mostrando las potenciales ganancias de productividad por parte de las actividades cuyas remuneraciones se ubican en la parte intermedia de la distribución y que hoy no trabajan en forma remota, pero que sí podrían hacerlo en un futuro.

5. Reflexiones finales

Este trabajo se propuso medir el impacto distributivo, en términos de los ingresos laborales, de un incremento marginal en la proporción de trabajadores remotos, así como también la brecha de ingresos entre teletrabajadores y trabajadores presenciales. Para ello, se emplearon metodologías de regresiones RIF para distintos estadísticos distribucionales del ingreso. Para las estimaciones, se definió un perfil de teletrabajador representativo y dos variantes adicionales.

En su conjunto los modelos que estiman el impacto distributivo de una variación marginal en el porcentaje de teletrabajadores muestran un efecto mayormente positivo, pero que incrementa la desigualdad en los ingresos laborales, lo cual advierte sobre las potenciales consecuencias no deseadas de la penetración del trabajo remoto. Este resultado es válido tanto para diferentes cuantiles de la distribución como para diferentes medidas resumen de desigualdad. Una posible explicación de este efecto desigualador consiste en las diferencias en la capacidad de adaptación y motivaciones de las personas respecto a la modalidad de trabajo a distancia, al menos en cuanto a adquirir nuevas habilidades digitales siendo un trabajador adulto. Además, muchas de las tareas que realizan las personas de bajos ingresos no son pasibles de realizarse a distancia y por medio de tecnologías digitales. Un resultado no esperado es el efecto negativo encontrado en la cola inferior de la distribución de ingresos, para las dos primeras definiciones de trabajadores remotos. No obstante, es probable que esto responda a que estas definiciones sobrestiman el número de teletrabajadores en dicha parte de la distribución, al incluir personas que, si bien trabajan desde sus casas y tienen y usan TICs, no podemos afirmar si esto último lo hacen para fines laborales o por otros motivos.

Por otra parte, los resultados de las estimaciones RIF con efectos tratamiento son mixtos en cuanto al impacto distributivo del teletrabajo, dado que, para la definición base, el efecto tiende a ser desigualador, mientras que lo contrario ocurre cuando se utilizan las otras dos variantes de teletrabajador típico. Sin embargo, todos los modelos estimados con esta metodología sugieren una reducción de las diferencias entre “ricos” y “clase media”, haciendo más igualitaria esta parte de la distribución del ingreso. Esto podría estar mostrando las potenciales ganancias de productividad para quienes se ubican en el segmento medio de la distribución y que actualmente no trabajan en forma remota. No obstante, es preciso tener en cuenta que los resultados de las estimaciones con efecto tratamiento y las primeras no son estrictamente comparables, fundamentalmente porque se basan en la construcción de escenarios hipotéticos muy diferentes.

Por último, cabe destacar que este trabajo ha pretendido contribuir con evidencia empírica a la literatura que estudia los efectos del teletrabajo sobre diferentes dimensiones del mercado laboral. Naturalmente, surgen nuevas preguntas que pueden ser abordadas en futuras líneas de investigación y extensiones del trabajo, vinculadas al rol que juegan diferentes variables observables en la heterogeneidad de la brecha de ingresos entre trabajadores remotos y presenciales.

Referencias

- Adams-Prassl, A., Boneva, T., Golin, M., & Rauh, C. (2022). Work that can be done from home: Evidence on variation within and across occupations and industries. *Labour Economics*, 74, 102083.
- Albrieu, R. (2020). Evaluando las oportunidades y los límites del teletrabajo en Argentina en tiempos del COVID-19. Buenos Aires: CIPPEC.
- Alejo, J., Favata, F., Montes-Rojas, G., & Trombetta, M. (2021). Conditional vs Unconditional Quantile Regression Models: A Guide to Practitioners. *Economía*, 44(88), 76-93.
- Bonavida, C., & Gasparini, L. (2020). El impacto asimétrico de la cuarentena (No. 0261). CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Brassiolo, P., Nahirñak, P., & Ruffo, H. (2006). Uso y adopción de tecnología informática en el mercado laboral de Argentina. XLI Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política.
- Chiou, L., & Tucker, C. (2020). Social distancing, internet access and inequality (No. w26982). National Bureau of Economic Research.
- Daniel, D., Nicolas, N., Ozden, C., Rijkers, B., Viollaz, M., & Winkler, H. (2020). Who on Earth Can Work from Home?. The World Bank.
- de la Vega, P. (2021). El teletrabajo como mitigador de los impactos económicos de la pandemia de COVID-19 en Argentina (No. 282). Documento de Trabajo.
- Dingel, J. I., & Neiman, B. (2020). How many jobs can be done at home?. *Journal of Public Economics*, 189, 104235.
- Firpo, S. P., Fortin, N. M., & Lemieux, T. (2018). Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. *Econometrics*, 6(2), 28.
- Firpo, S., & Pinto, C. (2016). Identification and estimation of distributional impacts of interventions using changes in inequality measures. *Journal of Applied Econometrics*, 31(3), 457-486.
- Firpo, S., Fortin, N. M., & Lemieux, T. (2009). Unconditional quantile regressions. *Econometrica*, 77(3), 953-973.
- Firpo, S., Fortin, N., & Lemieux, T. *Unconditional Quantile Regressions, July 2007* (No. 339). NBER Technical Working Paper.
- Gasparini, L., Cicowiez, M. y Sosa Escudero, W. (2012). *Pobreza y Desigualdad en América Latina: conceptos, herramientas y aplicaciones*. CEDLAS.
- Gottlieb, C., Grobovsek, J., & Poschke, M. (2020). Working from Home across Countries. Centre interuniversitaire de recherche en Économie quantitative, CIREQ.
- Gottlieb, C., Grobovšek, J., Poschke, M., & Saltiel, F. (2021). Working from home in developing countries. *European Economic Review*, 133, 103679.
- Hampel, F. R. (1968). Contributions to the theory of robust estimation. University of California, Berkeley.
- Hampel, F. R. (1974). The Influence Curve and Its Role in Robust Estimation. *Journal of the American Statistical*, 69(346), 383-393.
- Huber, P. J., & Ronchetti, E. M. (2009). *Robust Statistics*, Second Edition. Wiley Series in Probability and Statistics.
- Irlacher, M., & Koch, M. (2021). Working from home, wages, and regional inequality in the light of COVID-19. *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*, 241(3), 373-404.
- Lewandowski, P., Park, A., Hardy, W., Du, Y., & Wu, S. (2019). Technology, skills, and globalization: Explaining international differences in routine and nonroutine work using survey data. (IZA DP No. 12339). IZA – Institute of Labor Economics
- Milasi S, I González-Vázquez y E Fernandez-Macias (2020). Telework in the EU before and after the COVID-19: where we were, where we head to. *JR Science for Policy Brief*.

OIT (2020). El teletrabajo durante la pandemia de COVID-19 y después de ella – Guía práctica. Oficina Internacional del Trabajo – Ginebra: OIT, 2020.

Palomino, J. C., Rodríguez, J. G., & Sebastian, R. (2020). Wage inequality and poverty effects of lockdown and social distancing in Europe. *European economic review*, 129, 103564.

Rios-Avila, F. (2020). Recentered influence functions (RIFs) in Stata: RIF regression and RIF decomposition. *The Stata Journal*, 20(1), 51-94.

Rios-Avila, F., & Maroto, M. L. (2022). Moving Beyond Linear Regression: Implementing and Interpreting Quantile Regression Models With Fixed Effects. *Sociological Methods & Research*. <https://doi.org/10.1177/00491241211036165>

Salvia, A. (2002). La estructura social del trabajo en Argentina: desempleo, subempleo y precariedad laboral. *Documento de Investigación AE/Notas/SL01, Área Económica, Departamento de Investigación Institucional, Universidad Católica Argentina*.

Schteingart, D., Kejssefman, I., & Pesce, F. (2021). Evolución del trabajo remoto en Argentina desde la pandemia. *Documentos de Trabajo del Centro de Estudios para la Producción (CEP) XXI*, 5, 1-42.

Weller, J. (2020). La pandemia del COVID-19 y su efecto en las tendencias de los mercados laborales.

Anexo

Tabla A1

Perfil del teletrabajador según variables socioeconómicas seleccionadas. Total 31 aglomerados urbanos. Porcentaje sobre el total de teletrabajo. Cuarto trimestre 2020

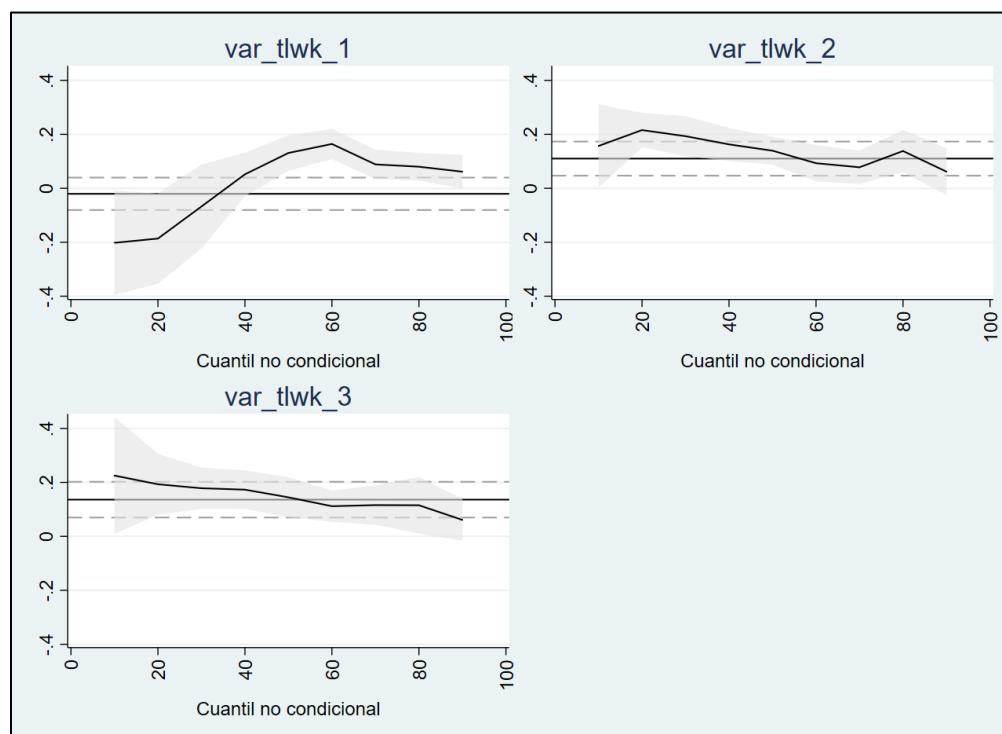
Variable	Categoría	Teletrabajador típico
Sexo	Mujer	63,95%
	Varón	36,05%
Grupo etario	De 14 a 29 años	20,9%
	De 30 a 64 años	74,6%
	De 65 años y más	4,5%
Nivel educativo	Sin instrucción	0,0%
	Primario incompleto	0,1%
	Primario completo	0,9%
	Secundario incompleto	4,9%
	Secundario completo	11,1%
	Superior incompleto	18,9%
Región	Superior completo	64,2%
	Cuyo	5,9%
	Gran Buenos Aires	56,1%
	NEA	3,0%
	NOA	5,9%
	Pampeana	25,8%
Categoría ocupacional	<i>Patagonia</i>	3,4%
	Asalariado	68,7%
	Cuenta propia	30,0%
	Patrón	1,1%
Tipo de establecimiento	Trabajador familiar sin remuneración	0,2%
	Privado	62,6%
	Estatal	36,0%
Sector	De otro tipo	1,4%
	Actividades primarias	0,2%
	Comercio	6,6%
	Construcción	0,5%
	Industria	10,5%
	Servicios	77,7%
Tecnología Ocupacional	Sin especificar	4,6%
	Sin operación de máquina	21,8%
	Operación de máquinas y equipos electromecánicos	2,8%
	Operación de sistemas y equipos informatizados	72,2%
	Sin especificar	3,2%

Fuente: elaboración propia en base a MAUTIC – INDEC y EPH – INDEC.

Nota: El teletrabajador típico está definido por los ocupados que realizaron principalmente sus actividades desde su hogar, tienen acceso a TIC en el hogar (computadora e internet) y usan TIC (computadora, internet y celular).

Figura A1

Efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución. Ingreso por hora de la ocupación principal. Ponderadores de probabilidad inversa estimados mediante modelos logit



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

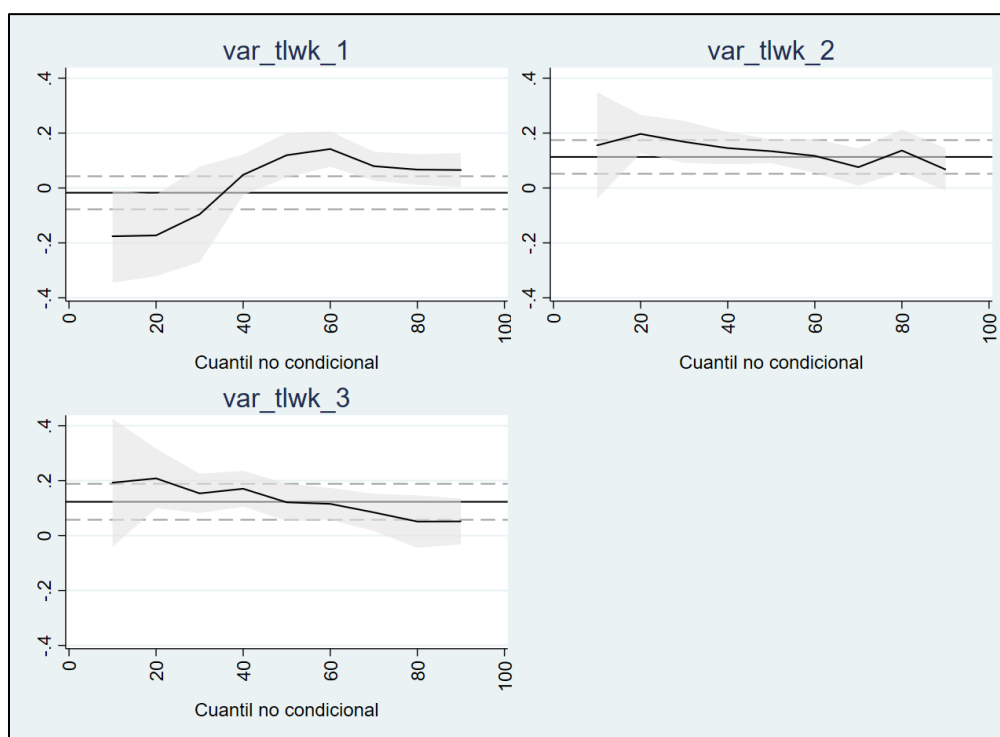
Nota 1: *var_tlw_1*, *var_tlw_2*, *var_tlw_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 7.932$ observaciones (*var_tlw_1* como regresor de interés), $N = 4.568$ (*var_tlw_2* como regresor de interés) y $N = 4.999$ (*var_tlw_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos logit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Figura A2

Efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución. Ingreso total por hora. Ponderadores de probabilidad inversa estimados mediante modelos logit



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 7.985$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.583$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 5.084$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos logit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Tabla A2

Efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso por hora de la ocupación principal. *Propensity scores* estimados mediante modelos logit

	Gini	Atkinson ($\epsilon = 0.5$)	Atkinson ($\epsilon = 2$)	Q50/Q10	Q90/Q50	Q90/Q10
Var_tlwk_1	0.0144*** (0.00342)	0.00263*** (0.000699)	0.0132*** (0.00361)	0.0919*** (0.0324)	-0.0164* (0.00869)	0.0845** (0.0367)
Var_tlwk_2	-0.00275 (0.00389)	0.000299 (0.000677)	0.00257 (0.00342)	-0.00835 (0.0181)	-0.0165** (0.00818)	-0.0282 (0.0201)
Var_tlwk_3	-0.00488 (0.00392)	-0.000392 (0.000609)	-0.00153 (0.00304)	-0.0244 (0.0263)	-0.0180* (0.00957)	-0.0488 (0.0326)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 7.932$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.568$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 4.999$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos logit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Tabla A3

Efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso total por hora. *Propensity scores* estimados mediante modelos logit

	Gini	Atkinson ($\epsilon = 0.5$)	Atkinson ($\epsilon = 2$)	Q50/Q10	Q90/Q50	Q90/Q10
Var_tlwk_1	0.0133*** (0.00342)	0.00243*** (0.000687)	0.0132*** (0.00461)	0.0811*** (0.0277)	-0.0133 (0.00942)	0.0762** (0.0351)
Var_tlwk_2	-0.00297 (0.00361)	0.000151 (0.000579)	0.00154 (0.00315)	-0.00944 (0.0214)	-0.0145** (0.00724)	-0.0271 (0.0249)
Var_tlwk_3	-0.00470 (0.00381)	-0.000446 (0.000629)	-0.00208 (0.00314)	-0.0217 (0.0271)	-0.0153* (0.00898)	-0.0426 (0.0326)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

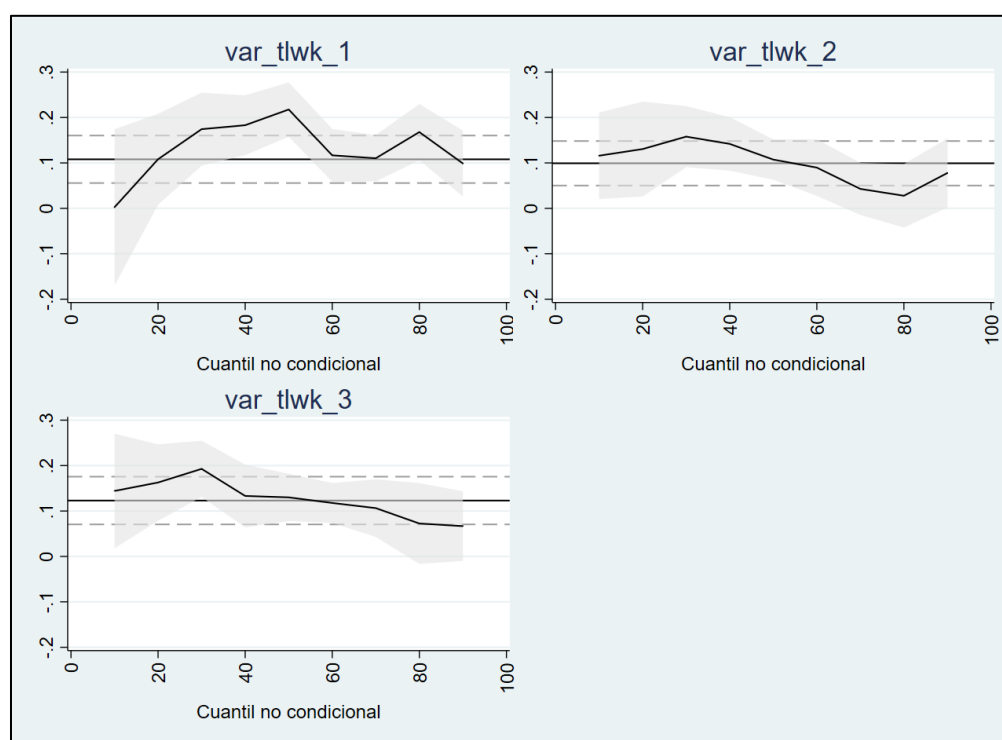
Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 7.985$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.583$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 5.084$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos logit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Figura A3

Efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución. Ingreso por hora de la ocupación principal. Exclusión de observaciones con *propensity scores* inferiores a 0,1 o superiores a 0,9



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

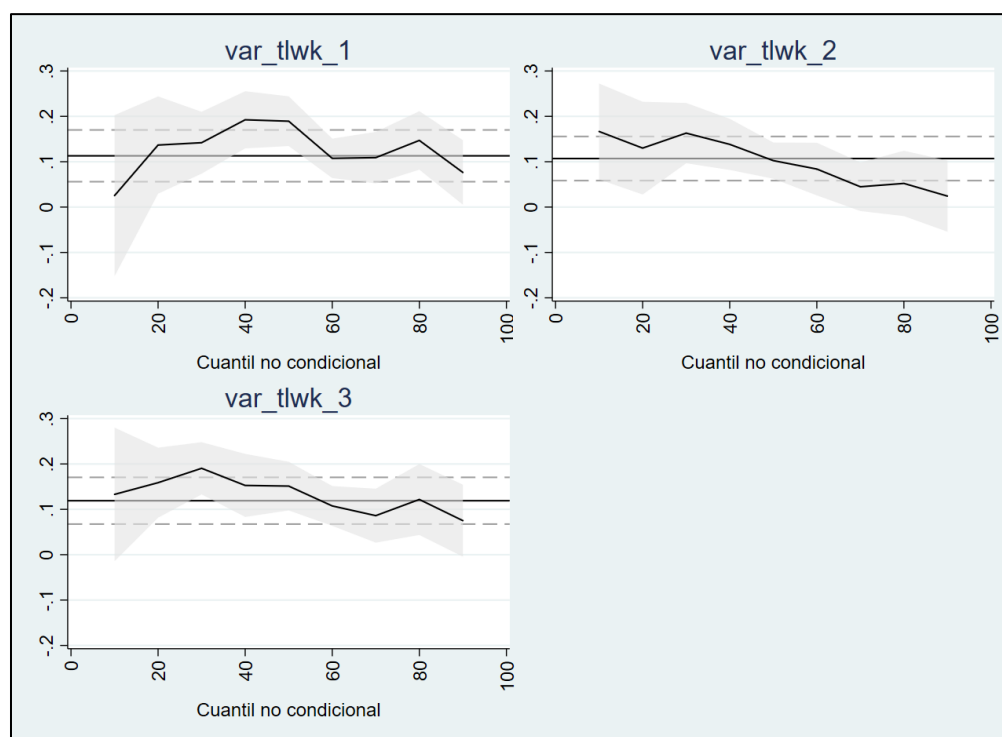
Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 4.391$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 3.029$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 3.314$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,1 o superior a 0,9.

Figura A4

Efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución. Ingreso total por hora. Exclusión de observaciones con *propensity scores* inferiores a 0,1 o superiores a 0,9



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 4.418$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 3.041$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 3.314$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,1 o superior a 0,9.

Tabla A4

Efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso por hora de la ocupación principal. Exclusión de observaciones con *propensity scores* inferiores a 0,1 o superiores a 0,9

	Gini	Atkinson ($\epsilon = 0.5$)	Atkinson ($\epsilon = 2$)	Q50/Q10	Q90/Q50	Q90/Q10
Var_tlwk_1	0.00166 (0.00321)	0.000846 (0.000561)	0.00596* (0.00332)	0.0464* (0.0247)	-0.0261*** (0.00779)	0.0207 (0.0300)
Var_tlwk_2	-0.00290 (0.00253)	2.84e-05 (0.000356)	0.000639 (0.00184)	-0.00485 (0.0108)	-0.00707 (0.00725)	-0.0135 (0.0141)
Var_tlwk_3	-0.00239 (0.00267)	-0.000130 (0.000363)	-0.000402 (0.00184)	-0.00761 (0.0153)	-0.0138* (0.00721)	-0.0246 (0.0174)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 4.391$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 3.029$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 3.314$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,1 o superior a 0,9.

Tabla A5

Efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso total por hora. Exclusión de observaciones con *propensity scores* inferiores a 0,1 o superiores a 0,9

	Gini	Atkinson ($\epsilon = 0.5$)	Atkinson ($\epsilon = 2$)	Q50/Q10	Q90/Q50	Q90/Q10
Var_tlwk_1	0.000553 (0.00312)	0.000684 (0.000654)	0.00694 (0.00571)	0.0344 (0.0244)	-0.0244*** (0.00727)	0.00896 (0.0277)
Var_tlwk_2	-0.00323 (0.00255)	-0.000169 (0.000260)	-0.000729 (0.00130)	-0.0168 (0.0117)	-0.0153** (0.00729)	-0.0361** (0.0150)
Var_tlwk_3	-0.00300 (0.00270)	-0.000236 (0.000375)	-0.00113 (0.00188)	-0.000764 (0.0163)	-0.0165** (0.00711)	-0.0200 (0.0211)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

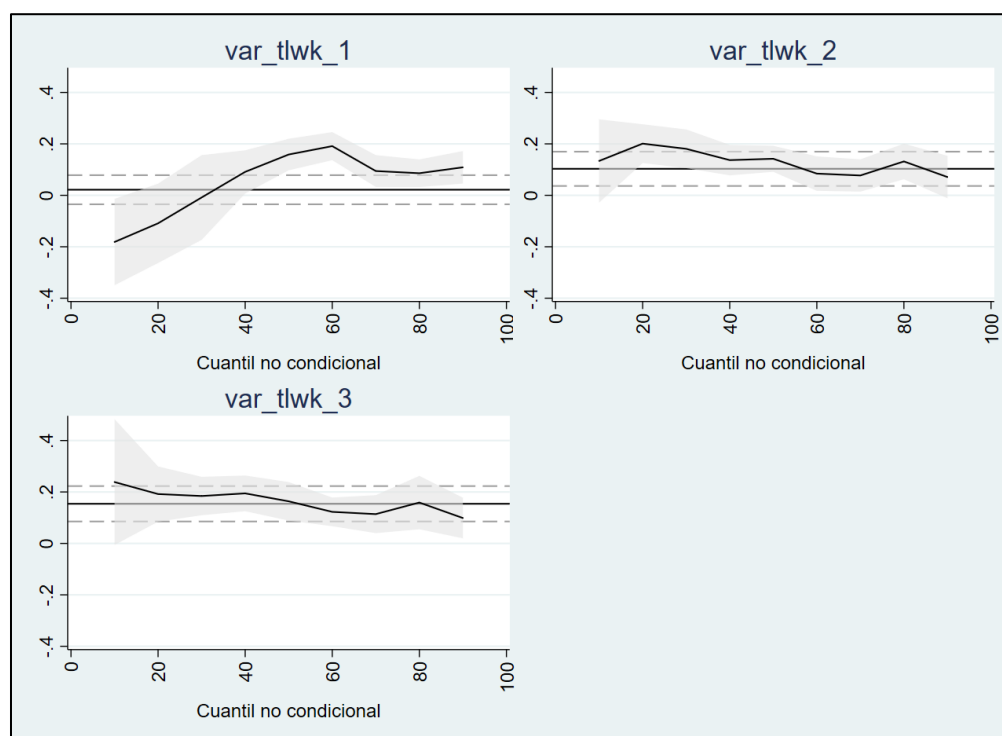
Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 4.418$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 3.041$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 3.314$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF, a excepción de la edad, que se introduce como rangos etarios a través de variables binarias. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,1 o superior a 0,9.

Figura A5

Efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución. Ingreso por hora de la ocupación principal. *Propensity scores* estimados usando los mismos regresores que en los modelos RIF



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

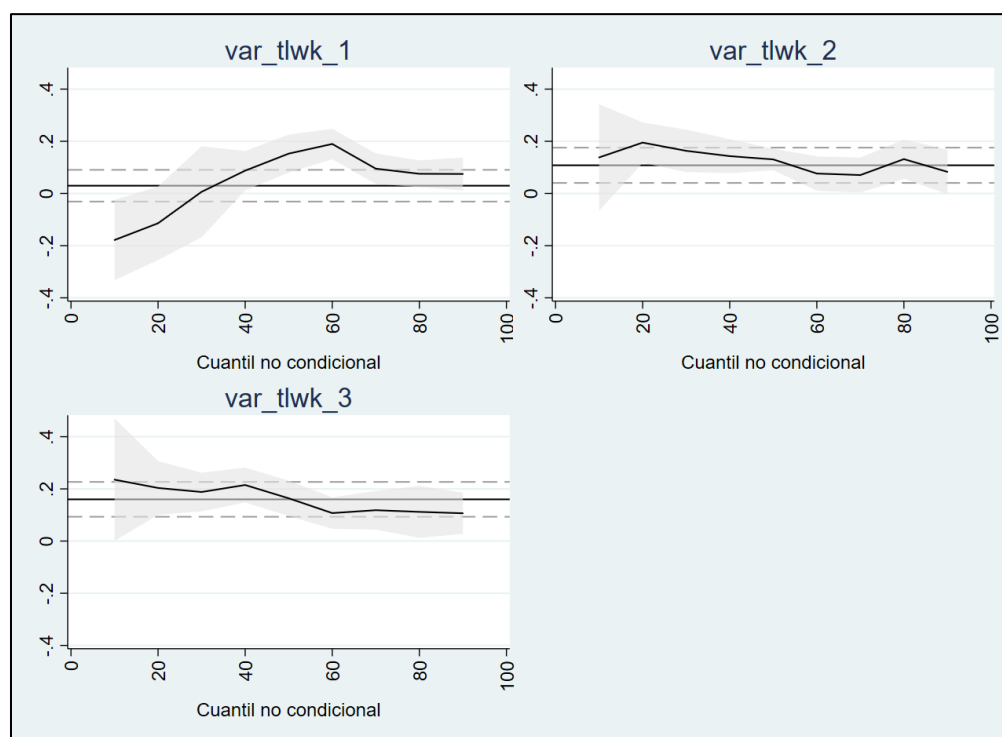
Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 8.008$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.594$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 5.264$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Figura A6

Efecto tratamiento del teletrabajo a lo largo de la distribución. Ingreso total por hora. *Propensity scores* estimados usando los mismos regresores que en los modelos RIF



Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: la línea horizontal continua muestra el efecto del teletrabajo sobre la media. Las áreas sombreadas y las líneas punteadas muestran los intervalos de confianza al 95%. Errores estándar computados mediante bootstrap con 500 réplicas. Modelos estimados con $N = 8.073$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.626$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 5.311$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Tabla A6

Efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso por hora de la ocupación principal. *Propensity scores* estimados usando los mismos regresores que en los modelos RIF

	Gini	Atkinson ($\epsilon = 0.5$)	Atkinson ($\epsilon = 2$)	Q50/Q10	Q90/Q50	Q90/Q10
Var_tlwk_1	0.0107*** (0.00364)	0.00201*** (0.000714)	0.0101*** (0.00382)	0.0927*** (0.0298)	-0.0133 (0.00887)	0.0888*** (0.0326)
Var_tlwk_2	-0.000429 (0.00429)	0.000574 (0.000761)	0.00382 (0.00441)	-0.00227 (0.0182)	-0.0156** (0.00784)	-0.0204 (0.0214)
Var_tlwk_3	-0.00356 (0.00398)	-0.000278 (0.000662)	-0.00126 (0.00307)	-0.0239 (0.0301)	-0.0152* (0.00920)	-0.0451 (0.0336)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 8.008$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.594$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 5.264$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.

Tabla A7

Efecto tratamiento del teletrabajo sobre diferentes medidas de la desigualdad. Ingreso total por hora. *Propensity scores* estimados usando los mismos regresores que en los modelos RIF

	Gini	Atkinson ($\epsilon = 0.5$)	Atkinson ($\epsilon = 2$)	Q50/Q10	Q90/Q50	Q90/Q10
Var_tlwk_1	0.0100*** (0.00366)	0.00193** (0.000753)	0.0108** (0.00456)	0.0905*** (0.0250)	-0.0187** (0.00876)	0.0799*** (0.0287)
Var_tlwk_2	-0.00117 (0.00415)	0.000366 (0.000666)	0.00250 (0.00376)	-0.00597 (0.0227)	-0.0110 (0.00772)	-0.0193 (0.0248)
Var_tlwk_3	-0.00445 (0.00407)	-0.000424 (0.000646)	-0.00215 (0.00331)	-0.0231 (0.0278)	-0.0139 (0.00892)	-0.0426 (0.0332)

Fuente: elaboración propia en base a datos de EPH – MAUTIC.

Nota 1: *var_tlwk_1*, *var_tlwk_2*, *var_tlwk_3* hacen referencia a las tres definiciones de teletrabajo utilizadas.

Nota 2: errores estándar entre paréntesis computados mediante bootstrap con 500 réplicas. *resultado estadísticamente significativo al 10%, **resultado estadísticamente significativo al 5%, ***resultado estadísticamente significativo al 1%. Modelos estimados con $N = 8.073$ observaciones (*var_tlwk_1* como regresor de interés), $N = 4.626$ (*var_tlwk_2* como regresor de interés) y $N = 5.311$ (*var_tlwk_3* como regresor de interés).

Nota 3: en la primera etapa del procedimiento, $P(T = 1|Z = z)$ se estima mediante modelos probit con las mismas variables independientes que la ecuación de ingresos de los modelos RIF. En la segunda etapa, las regresiones WLS sólo incluyen a la variable binaria de teletrabajo como regresor. Se excluyen las observaciones para las cuales $P(T = 1|Z = z)$ es inferior a 0,025 o superior a 0,975.