



Papeles de Población  
ISSN: 1405-7425  
rpapeles@uaemex.mx  
Universidad Autónoma del Estado de México  
México

## Análisis de la distribución del ingreso salarial en Uruguay utilizando cohortes sintéticas

---

**Bukstein, Daniel**

Análisis de la distribución del ingreso salarial en Uruguay utilizando cohortes sintéticas

Papeles de Población, vol. 25, núm. 99, 2019

Universidad Autónoma del Estado de México, México

**Disponible en:** <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=11260181003>

## Análisis de la distribución del ingreso salarial en Uruguay utilizando cohortes sintéticas

Wage inequality analysis in Uruguay using synthetic cohorts

Daniel Bukstein \*

Universidad ORT Uruguay, Uruguay

dbukstei@gmail.com

 <https://orcid.org/0000-0002-1692-6604>

Redalyc: [https://www.redalyc.org/articulo.oa?](https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=11260181003)

id=11260181003

Recepción: 15 Diciembre 2016

Aprobación: 28 Agosto 2018

### RESUMEN:

El presente trabajo analiza la evolución de la distribución salarial en Uruguay por generaciones. Utilizando cortes transversales repetidos se estudió la desigualdad de ingresos para los individuos nacidos entre 1924 y 1991 y se vinculó con variables relevantes en la teoría del capital humano. Aplicando una metodología de descomposición se separó esta evolución en los efectos cohorte, edad y periodo. Los resultados muestran que la desigualdad, medida por la varianza del logaritmo del ingreso, aumenta sostenidamente a lo largo de las generaciones. Dicho crecimiento se explica por aumentos de la desigualdad en la parte baja y media de la distribución y por un aumento en el ratio de ingresos los percentiles más altos respecto de los más bajos. La evolución de los años de educación promedio, su dispersión y los retornos a la educación permiten lograr explicar el patrón observado en la desigualdad por generaciones en su totalidad.

**PALABRAS CLAVE:** Desigualdad, salarios, cohortes, Uruguay, capital humano.

### ABSTRACT:

This paper analyzes the evolution of wage inequality in Uruguay across generations using synthetic cohorts. Using repeated cross sections we study income dispersion amongst individuals born between 1924 and 1991. A decomposition methodology was used to disentangle the period, age and cohort effects. The results show that inequality, measured by the variance of log-earnings, increases steadily when comparing younger to older generations. This result is caused by an increase of the dispersion in the low and medium part of the income distribution and a rise in the ratio between high and low income percentiles. In order to explain the evolution of observed inequality between cohorts, variables related to human capital literature were used. Changes in the average years of education, its dispersion and returns to schooling explain the observed pattern in wage inequality across generations entirely.

**KEYWORDS:** Inequality, wages, cohorts, Uruguay, human capital.

### INTRODUCCIÓN

Uruguay se ha caracterizado a lo largo del tiempo por ser un país de ingreso medio y baja desigualdad respecto de sus vecinos latinoamericanos. En los últimos años la desigualdad retomó su tendencia decreciente luego de ser uno de los pocos países de la región donde aumentara durante la década 2000-2010 (Gasparini *et al.*, 2016). Estos cambios no han pasado desapercibidos para los hacedores de política ni para la sociedad en general ya que se reconoce que un aumento en la desigualdad contribuye a la fragmentación social. En este contexto de creciente preocupación por la evolución de la desigualdad en Uruguay se enmarca el presente trabajo que analiza dicha temática pero desde una perspectiva más amplia.

### NOTAS DE AUTOR

- \* Es economista. Posee una Licenciatura y un Máster en Economía por la Universidad ORT Uruguay, donde se desempeña como docente a nivel de grado. Es candidato a Doctor en Economía por la Universidad de Castilla-La Mancha. Sus intereses de investigación son la microeconomía aplicada, economía laboral, economía de la educación y la evaluación de impacto. Sus investigaciones han sido publicadas en revistas arbitradas de impacto internacional y editadas como documentos de trabajo del Banco Interamericano de Desarrollo.

El objetivo del presente trabajo es analizar la evolución de la dispersión del ingreso salarial por generaciones en Uruguay. La importancia de conocer la evolución de la distribución del ingreso de esta manera se debe a su relevancia en la formulación de correctas políticas públicas para combatir la desigualdad. Generalmente se suele calcular el índice de Gini para toda la población de un país utilizando datos de corte transversal para un año determinado, y se analiza la evolución de este índice a lo largo del tiempo. Sin embargo, el análisis de este indicador a lo largo del tiempo no es el más adecuado para llegar a conclusiones que permitan tomar decisiones de política. Esto se debe a que al analizar el índice de Gini de toda la población calculado para cada año a lo largo del tiempo lo que se obtiene es un valor promedio para todas las generaciones que componen la encuesta a partir de la cuál dicho indicador fue construido y por lo tanto no permite conocer por separado qué sucede con la desigualdad en las generaciones “marginales”, es decir, las últimas generaciones (más jóvenes) que se incorporaron a la fuerza laboral en los últimos años. Siguiendo a Sapelli (2007) esto podría explicarse separando la desigualdad global entre desigualdad de *stock* y de flujo. La distribución del ingreso de *stock* es la distribución del ingreso de todas las generaciones económicamente activas y la que se observa al medir la desigualdad de la forma usual, es decir, año con año. La distribución de flujo es la distribución del ingreso de una generación nacida en un año determinado. Conocer la distribución del ingreso en las cohortes que se incorporaron al mercado de trabajo más recientemente nos da una idea más precisa de cuál es la situación de la distribución del ingreso en la actualidad y es en la que mejor se puede enfocar la política pública. Si las políticas de distribución del ingreso se concentran en la desigualdad de *stock*, al abarcar un amplio rango de edades, deberá tener en cuenta numerosos factores y por lo tanto deberá emplear múltiples alternativas, lo que vuelve difícil su aplicación y reduce su efectividad. En cambio, al actuar en la distribución del ingreso de flujo, se pueden aplicar políticas con un foco mucho más específico (por ejemplo, mejorando el acceso a la educación y la calidad de la misma) aumentando la posibilidad de que sean efectivas.

La principal contribución de este trabajo es describir y explicar la evolución de una variable relevante como la desigualdad en los ingresos desde el punto de vista del análisis por cohortes, algo inédito para Uruguay. Para estudiar la desigualdad del ingreso por generaciones se analizaron distintas medidas de desigualdad y se las relacionó con variables fundamentales en la teoría del capital humano. Utilizando los microdatos de las encuestas de hogares correspondientes al periodo 1986-2015 se analizó la evolución de la distribución del ingreso para los individuos nacidos entre 1924 y 1991. Se utilizó la metodología de Deaton (1997) para aislar los cambios en las variables que son consecuencia de diferencias en las características específicas en las cohortes, de aquellas que dependen de la edad de las personas o del año de la encuesta en la cual se relevan los datos. Se utilizaron distintos indicadores de desigualdad de manera de poder capturar su evolución en varios puntos de la distribución. Los resultados muestran que analizada desde una perspectiva generacional, la desigualdad salarial en Uruguay medida por la varianza del logaritmo del ingreso aumenta de manera sostenida entre las generaciones más viejas y las generaciones más jóvenes. Los índices de Gini y Theil, por su parte, no muestran un patrón definido, esto se debe a que dichos índices capturan de mejor manera los movimientos en la parte alta de la distribución de los ingresos y las variaciones más grandes ocurrieron en la parte de los ingresos más bajos. El aumento en la desigualdad mencionado se explica por movimientos en la parte baja y media de la distribución y por aumentos entre los ingresos de los percentiles altos respecto de los percentiles más bajos.

Para intentar explicar esta evolución observada en la desigualdad por generaciones se utilizaron variables relacionadas con la teoría del capital humano: los años de educación promedio y su dispersión y los retornos a la educación. Se encontró que el aumento de los años promedio de educación es la variable más relevante para explicar gran parte del aumento observado en la desigualdad salarial. El aumento en la varianza del logaritmo del ingreso también es explicada por la evolución de los retornos a la compleción de enseñanza primaria y secundaria. La evidencia indica que para las generaciones más jóvenes, el aumento de la desigualdad se debe a una divergencia en la trayectoria de dichos retornos.

El trabajo continúa organizado de la siguiente forma. En la siguiente sección se realiza un breve repaso de la literatura con la cual se relaciona el trabajo. En la sección 3 se describen los datos y metodología utilizada en el trabajo. En la sección 4 se presentan los resultados. Finalmente, en la sección 5 se encuentran las conclusiones del trabajo.

## RELACIÓN CON LA LITERATURA PREVIA

El presente trabajo se enmarca dentro de la literatura de la desigualdad salarial en general y en particular dentro de la que incorpora el análisis por cohortes. Como exponen Neal y Rosen (1991) el estudio de la distribución de los ingresos salariales reúne varias teorías alternativas. Los desarrollos teóricos para explicar diferencias entre los salarios de los trabajadores van desde modelos de *matching y sorting* en el mercado laboral (cómo los mejores trabajadores terminan empleados por las empresas más productivas), hasta modelos de capital humano donde se vincula la inversión educativa y la adquisición de experiencia con el perfil salarial de los trabajadores. El presente artículo se encuentra dentro de este enfoque.

El estudio de la dispersión de los salarios se halla presente desde el desarrollo mismo de la teoría del capital humano. El desarrollo de esta teoría se remonta fundamentalmente a los trabajos de Becker (1962, 1964, 1967). Dichos estudios fueron pioneros dentro de la teoría microeconómica al presentar un modelo que incorpora agentes racionales realizando un análisis costo-beneficio sobre la decisión de alcanzar cierto nivel educativo, en donde los beneficios vienen dados por el ingreso que se obtiene por haber estudiado una determinada cantidad de años y los costos están dados por los ingresos resignados al diferir la entrada al mercado laboral para continuar estudiando. Becker y Chiswick (1966) realizan una primera aproximación empírica de la relación entre educación y distribución de los ingresos. En su trabajo encuentran que la desigualdad en la educación está correlacionada con la desigualdad de ingresos en Estados Unidos. Por su parte, el trabajo seminal respecto de la aproximación empírica a la relación entre salarios y años de educación es obra de Mincer (1974). El estudio de Mincer comienza con la descripción teórica del perfil de ingresos-educación, que captura los efectos de la inversión en capital humano sobre los ingresos en forma de años de educación formal. A su vez, la inversión en capital humano también puede ocurrir en forma de entrenamiento en el trabajo, la cual aumenta con los años de experiencia del trabajador. Esto implica que exista un efecto “ciclo de vida laboral” en los ingresos, el cual se describe en el perfil de ingreso-edad. Esta relación entre educación, experiencia y salarios es aproximada por una regresión, conocida como Ecuación de Mincer, la cual será introducida más adelante en la sección metodológica del presente artículo. Por otra parte, Ben-Porath (1967) introduce la dimensión de ciclo de vida en la decisión de inversión óptima de capital humano y encuentra que diferencias en ésta pueden causar diferencias de ingresos para distintas cohortes. Heckman *et al.* (1998) aplican el enfoque de Ben-Porath en un modelo de equilibrio general para explicar diferencias en la desigualdad para distintas generaciones y encuentran que las diferencias son explicadas por los patrones de inversión en capital humano por parte de los individuos.

MaCurdy y Mroz (1991) proveen una primera aproximación a la evolución de los salarios caracterizando los efectos cohorte, edad y periodo. Sin embargo, a diferencia de la metodología utilizada en el presente trabajo, estos autores no logran separar completamente los tres efectos sino que separan solo dos de ellos dejando el otro fijo (por ejemplo, dejan fija la edad y analizan la evolución de los salarios de distintas cohortes a lo largo del tiempo para dicha edad). Siguiendo la misma metodología, Gosling *et al.* (2000) estudian la evolución de los salarios de los hombres en el Reino Unido y encuentran efectos cohorte explicados por diferencias en los años de educación. Más recientemente, Antonczyk *et al.* (2010) utilizan la misma especificación y agregan variables de capital humano para estudiar polarización y desigualdad del ingreso en Estados Unidos, donde encuentran efectos cohorte pequeños, y Alemania, donde hallan efectos cohorte importantes.

En Latinoamérica se destacan los trabajos de Sapelli para Chile (2007, 2011) que incorporan del análisis por cohorte de los retornos a la educación, la distribución del ingreso y la aplicación de las técnicas de descomposición que serán utilizadas más adelante en el trabajo. En estos trabajos el autor encuentra que, a diferencia de lo que muestran las series de tiempo del índice de Gini, el análisis por generaciones muestra una caída en la desigualdad del ingreso para las generaciones más jóvenes. Esta caída es explicada por una reducción en la reducción, tanto en nivel como en dispersión, de las tasas de retorno a la educación.

## HECHOS ESTILIZADOS SOBRE LA EVOLUCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DEL INGRESO SALARIAL EN URUGUAY

Conviene introducir la evolución de la desigualdad en Uruguay hablando de lo ocurrido bajo un análisis “tradicional”, es decir, observando que ocurrió con la desigualdad a lo largo del tiempo. Dentro de Latinoamérica, Uruguay es conocido como un país de ingreso medio y baja desigualdad. Los hechos estilizados muestran que si bien la desigualdad sigue siendo baja respecto a otros países de la región, la brecha ha disminuido en los últimos años.

En primer lugar se presenta la evolución del nivel de la variable de interés: los ingresos laborales. La Figura 1 muestra la evolución del ingreso promedio y en cinco percentiles de la distribución en Uruguay (se calcularon los valores y se construyó un índice con base 100 en 2005 para todas las variables para facilitar la exposición). En el mismo se aprecian marcadamente las distintas etapas atravesadas por la economía Uruguaya. Hacia el final de la década de 1980 se observa por el contrario, una recuperación en los salarios de los trabajadores. Hasta ese momento la evolución del ingreso se destaca por ser similar en los distintos puntos de la misma. Es a partir del despegue económico de los años 1990 que se aprecia un despegue de los ingresos medios y altos respecto de los ingresos bajos. Al momento de la crisis económica que atravesó Uruguay en los años 2001-2002 los ingresos más bajos caen más que los más altos y a su vez a la hora de la recuperación, aumentan en mayor medida. Nótese en todo el periodo la similitud de la evolución del ingreso promedio el percentil 75. Otra observación relevante es como los ingresos de los percentiles en los extremos de la distribución (percentil 90 y percentil 10) son los más volátiles a lo largo de todo el periodo observado, mostrando oscilaciones mayores que el resto de las series analizadas. Finalmente, cabe destacar el gran aumento de los trabajadores de menores ingresos entre los años 2007 y 2015.

En la Figura 2 se observan conjuntamente tres indicadores de la distribución del ingreso que serán utilizados posteriormente en el trabajo y serán definidos oportunamente: la varianza del logaritmo del ingreso, el índice de Gini y el índice de Theil (también se construye un índice con base 100 en el año inicial para facilitar la exposición). Es interesante ver- la mayormente a lo largo del periodo observado, ya que mantienen una tendencia similar: aumento hasta el momento de la crisis económica del año 2002, caída hasta los años 2012-2013, estabilidad y pequeño aumento para los últimos años. Es interesante ver como la varianza del logaritmo del ingreso resulta el indicador más volátil, presentado aumentos y descensos muchos más marcados que los otros dos indicadores.

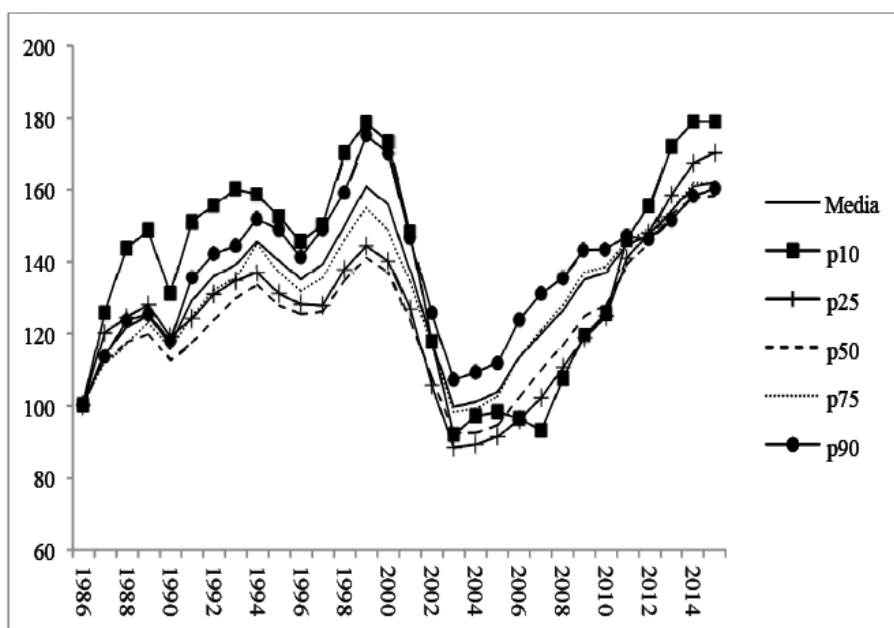


FIGURA 1:  
Evolución del ingreso salarial promedio y para distintos percentiles de la distribución a lo largo del tiempo. base 1986 = 100

Fuente: elaboración propia con base en ECH.

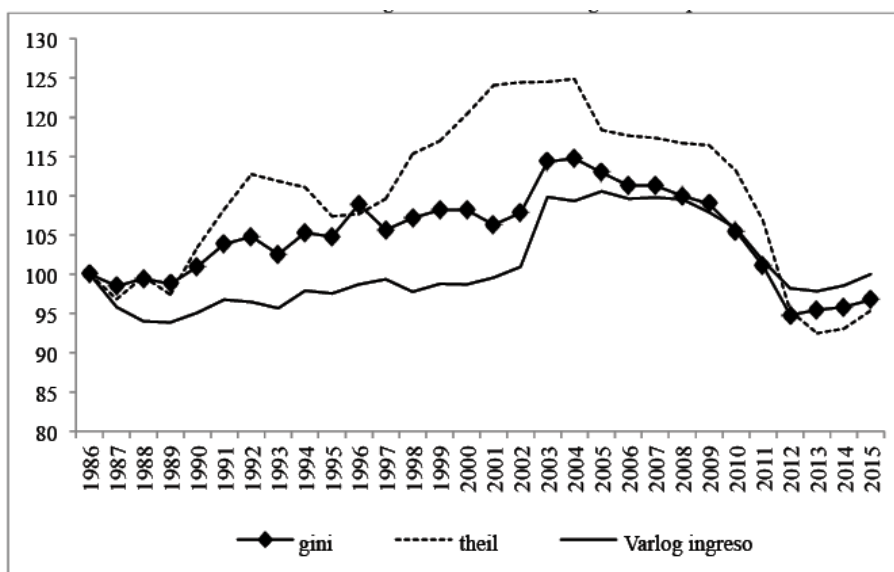


FIGURA 2:  
Evolución de indicadores de desigualdad salarial a lo largo del tiempo. Base 1986 = 100

Fuente: elaboración propia con base en ECH.

Ante este panorama en la evolución de la desigualdad del ingreso analizada de manera tradicional, cabe preguntarse qué ocurre si se analizan los datos a través de las distintas generaciones. Dicho análisis se introduce a partir de la sección siguiente.



## DATOS Y METODOLOGÍA

### Datos

Los datos utilizados en el trabajo provienen de las Encuestas Continuas de Hogares (ECH) realizadas anualmente por el Instituto Nacional de Estadística (INE) para el periodo 1986-2015. Debido a la ampliación de la cobertura de las ECH a partir del año 2006, donde se empieza relevar información de todo el país, cuando hasta ese año se relevaba solamente en localidades mayores a cinco mil habitantes, para el periodo 2006-2010 consideraremos solamente localidades de más cinco mil habitantes, a manera de tener cálculos consistentes con los de los periodos anteriores.

La muestra está compuesta por todos los hombres y las mujeres trabajadores a jornada completa que reportan ingreso mayor que cero, se encuentran entre las edades de 21 y 65 años, y son nacidos entre los años de 1920 y 1987. En este punto resulta importante comentar la decisión de incluir en la muestra ya que generalmente presentan patrones en su actividad laboral que van en contra de ciertos supuestos o características deseables como por ejemplo continuidad en la fuerza de trabajo. La inclusión de las mujeres radica en la necesidad de contar con la mayor cantidad de individuos posibles para la construcción de las cohortes sintéticas, las cuales surgen de tomar el promedio para cada par cohorte-año de cada variable de interés que se desea analizar, como será explicado más adelante en la sección metodológica. El punto es que cuantas más observaciones se cuenten en cada par cohorte-año más preciso será el promedio obtenido y por lo tanto dará lugar a estimaciones más precisas. McKenzie (2004) muestra que la varianza de las estimaciones a partir de cohortes sintéticas se reduce cuantas más observaciones se utilicen para construir los promedios y cuanto más grande sea ese número de observaciones en relación a la cantidad de periodos de tiempo en la base de datos. Concretamente, los mejores resultados se obtenían cuando la relación entre la cantidad de observaciones por cohorte-año y la cantidad de años era mayor a 30-40. Dado que en este caso se cuenta con un periodo de 30 años, eso indicaría que la cantidad óptima de individuos para construir las cohortes sintéticas debería encontrarse entre 900 y 1200, y la única forma de llegar a esa cantidad de observaciones es incluyendo las mujeres en la muestra. De utilizar solamente los hombres se contaría como máximo con 300-400 individuos para construir las variables de interés. Por lo tanto se incluyen las mujeres para ganar en robustez en la generación de las variables aunque eso implique resignar cierta realidad en los supuestos subyacentes.<sup>1</sup>

Los ingresos utilizados son los ingresos laborales totales antes de impuestos a pesos constantes de 1997. La elección de las personas que ocupan dicho rango de edad recae en el hecho de poder observarlos en su etapa económicamente activa (respecto de la edad máxima) y que al mismo tiempo estén lo menos afectados posibles por la disyuntiva entre trabajo y estudio (respecto de la edad mínima).

A continuación se explica el procedimiento para trabajar con las cohortes sintéticas.

### Construcción de cohortes sintéticas

Para el estudio de la evolución de la distribución del ingreso entre personas de distintas generaciones, idealmente el investigador estaría interesado en tener datos de panel, es decir, información sobre un mismo grupo de personas a lo largo del tiempo. De esta manera se podría estudiar dicha evolución, y analizar como varía de acuerdo a distintos factores.

Lamentablemente, para Uruguay así como para casi todos los países en vías de desarrollo, no se encuentran disponibles dichos tipos de datos. Sin embargo, se pueden crear pseudo-paneles utilizando datos de cortes transversales repetidos para crear lo que se conoce como “cohortes sintéticas” o simplemente “cohortes”. Lo que se hace en este caso es seguir a lo largo del tiempo a un grupo de personas que comparten ciertas

características invariantes a lo largo del tiempo, en este caso el año de nacimiento. Si bien los individuos analizados no son los mismos todos los años, se supone que individuos encuestados cada año representan adecuadamente a la generación que es objeto de estudio. En lugar de obtener un panel, se obtiene un panel “artificial” (pseudo-panel) que analiza la evolución de individuos nacidos en un mismo momento y por lo tanto pudieron experimentar ganancias o pérdidas en los salarios similares.

La metodología planteada en el párrafo anterior permite analizar cómo cambia la evolución de una variable a lo largo del tiempo, para distintas generaciones. La forma tradicional para definir una cohorte como un grupo de personas nacidas en el mismo año aprovecha la relación entre el año de nacimiento, el año en que se encuesta al individuo y su edad:

$$C = T - A \quad (1) \quad [1]$$

Donde C es el año de nacimiento de la persona, T el año de la encuesta y A la edad. En el presente trabajo, sin embargo, se utilizó una forma ligeramente diferente. En primer lugar, se define a la diferencia dada por (1) como “año de nacimiento”. Luego las cohortes son construidas incorporando personas nacidas en varios años de nacimiento. Concretamente, para el presente trabajo las cohortes se construyeron tomando individuos nacidos en grupos quinquenales. A su vez, a medida que se pasa de una cohorte a otra, se dejan de lado los individuos de la cohorte más vieja y se incorporan los de la cohorte más joven, es decir que se trabajó con cohortes móviles. Por simplicidad se tomó como referencia de cada cohorte a la generación más antigua que la compone. Por ejemplo, la cohorte más vieja es la de 1924 y está compuesta por individuos nacidos entre 1924 y 1928, la cohorte siguiente es 1925 y está compuesta por personas nacidas entre 1925 y 1929 y así sucesivamente hasta llegar a la cohorte de 1987 que incluye hasta las personas de la generación de 1991. Nótese que al trabajar de esta forma la relación dada por (1) se mantiene operativa, solamente que se debe aplicar a todos los individuos nacidos en distintos años que componen la cohorte. La justificación para construir las cohortes de esta forma es la misma que la de incluir tanto hombres como mujeres en la muestra utilizada para construir las observaciones sintéticas: contar con la mayor cantidad posible de individuos en cada par cohorte-año para que la observación sintética que surja del promedio de dichos individuos sea lo más precisa posible.<sup>2</sup>

Definidas las cohortes de esta manera, se logra observar a las mismas generaciones a distintas edades y a diferentes generaciones a la misma edad, permitiendo obtener conclusiones respecto a cómo las circunstancias de cada cohorte han cambiado. Por ejemplo, la cohorte de 1924 (que incluye nacidos entre 1924-1928) es observada en 1986 en el rango de edades de 58 a 62 años, en 1983 con entre 59 y 63 años, y así sucesivamente hasta 1989 donde se observa por última vez ya que los individuos más viejos de la cohorte cumplen 65 años. De manera similar, la cohorte de 1950 (nacidos entre 1950-1954) se observa entre los 28 y 32 (1982) años y los 56 y los 60 años (2010). De esta forma, se termina obteniendo un pseudo-panel (no balanceado) de 1,218 observaciones que contienen las variables de interés para cada par cohorte-año.

## Estrategia econométrica

Al analizar la evolución de una variable para distintos cohortes a lo largo del tiempo, las diferencias que se presentan entre los niveles y las trayectorias de cada generación pueden explicarse por eventos relacionados con: la cohorte de nacimiento de los individuos, la edad en que se lo observa, y el año de la encuesta en que se le observa; dando lugar a los llamados, respectivamente: efecto cohorte, efecto edad, y efecto periodo.



El efecto que representa el mayor interés para una investigación de este tipo es el efecto cohorte. El mismo refleja la evolución de la variable que es determinada por las características intrínsecas o específicas de cada generación.

El efecto edad es un *proxy* de la evolución de la variable asociada con el envejecimiento. Por ejemplo, si se analizara el efecto edad en el ingreso se encontraría que a medida que uno envejece va generando mayores ingresos, al menos hasta el momento del retiro del mercado laboral. De esta manera encontraríamos que el efecto edad en el ingreso, suele tener la forma de una *U* invertida.

El efecto periodo o año se refiere a factores que son variables en el tiempo pero afectan a todas las personas de la misma manera en un año determinado, por ejemplo una crisis económica que afecta a las personas independientemente de su edad o cohorte.

La relación general entre una variable y los efectos mencionados viene dada por:

$$X_{ct} = f(C, A, T) + \varepsilon_{ct} \quad [2]$$

Donde *C* corresponde al efecto cohorte, *A* indica la edad del individuo y *T* el periodo de tiempo o año en que fue encuestado. Para poder identificar si existe un efecto cohorte en la distribución del ingreso, se estima la siguiente regresión:

$$DES_{ct} = \beta_0 + C\beta_1 + A\beta_2 + T\beta_3 + \varepsilon_{ct} \quad [3]$$

Donde *DES* es una medida de desigualdad y *C*, *A* y *T* son matrices con unos y ceros que representan variables *dummy* para los cohortes, las edades y los distintos periodos de tiempo, respectivamente.<sup>3</sup> Los datos por cohorte están ordenados en pares cohorte-año. Si existen *m* pares cohorte-año, cada matriz tendrá *m* filas, y el número de columnas serán el número de cohortes, el número de años, y el número de edades, respectivamente. Para evitar multicolinealidad perfecta con la constante se deben tomar todas las cohortes, años y edad menos una, en cada caso, para poder estimar dicho modelo, al estar trabajando con variables binarias. Sin embargo, aun así sería imposible de correr esa regresión. Esto se debe a que se presenta un problema al querer separar el efecto cohorte del efecto edad y el efecto periodo, dado por la dependencia lineal planteada en (1). En términos econométricos esto representa un problema de colinealidad perfecta entre las tres variables explicativas. También puede ser visto como un caso especial de un problema de identificación: a menos que se cuente con información adicional, es imposible separar un efecto del otro.

Para resolver este problema, Deaton y Paxson (1994) obtienen una normalización que implica que los efectos periodo sean ortogonales a una tendencia lineal, y que estos efectos se anulen en el largo plazo. La primera restricción elimina el componente tendencial en la distribución del ingreso en el efecto periodo, haciendo que esta solo pueda encontrarse en los efectos edad o cohorte. De esta manera, efectos transitorios del ciclo económico son captados por el efecto periodo, mientras que efectos permanentes o que llevan a una tendencia de caída o aumento en la distribución del ingreso, serán captados en el efecto edad y cohorte.

Con base en estas consideraciones, Deaton (1997) plantea correr la siguiente regresión dada por (2), donde las matrices *C* y *A* contienen variables binarias para todas las cohortes y las edades (menos una), y *T* tiene *T*-2 variables *dummy*, desde *t* = 3 a *t* = *T*, donde *T* es el último año de encuesta disponible, normalizadas de la siguiente manera:

$$d_t^* = d_t - ((t-1)d_2 - (t-2)d_1) \quad (4) \quad [4]$$

Donde cada  $d_t$  es una variable binaria que toma el valor 1 si el año es igual a  $t$  y 0 en caso contrario.

Corriendo una regresión con las *dummies* definidas de la manera mencionada, luego la interpretación es inmediata: los valores de cada *set* de coeficientes estimados capturan cada tipo de efecto. Es decir: los valores de los coeficientes asociados a las *dummies* de edad muestran el patrón del efecto edad, las asociadas a los cohortes representan la evolución del efecto cohorte, y los asociados a los años de encuesta muestran el efecto periodo.

Esta metodología de descomposición si bien cuenta con importantes ventajas, tampoco está exente de limitaciones. La ventaja fundamental es que permite separar cada uno de los efectos, lo cual permite analizar de forma independiente cada uno de ellos. Por su parte, una de las limitaciones es que esta especificación supone que los efectos entran de manera lineal en el modelo y en forma de variables (otras especificaciones utilizan solamente variables binarias en uno de los tres efectos, y para los otros dos utilizan polinomios hasta quinto grado). Además supone que los tres efectos son separables de manera aditiva y no existe interacción entre ellos, lo cual podría no ser cierto en la realidad. A su vez, es importante aclarar que esta metodología por sí misma únicamente describe el patrón de los efectos pero no los explica. Por este motivo, en el siguiente apartado se menciona cómo la teoría del capital humano será utilizada para interpretar los resultados obtenidos a partir de las técnicas econométricas.

## Relación con la teoría del capital humano

La teoría del capital humano ofrece de la teoría respecto de los efectos de las distintas variables que determinan el ingreso en la dispersión del mismo. Para eso, es posible partir de la ecuación de Mincer, la cual obviando la experiencia se puede plantear como:

$$\ln(w) = a + rS + u \quad (5) \quad [5]$$

Donde  $\ln(w)$  es el logaritmo natural del salario,  $a$  es un término independiente,  $r$  la tasa de retorno,  $S$  los años de educación y  $u$  un término otros factores no relacionados con la educación que pueden influir el salario, este término tiene media cero. Si se toma la varianza de dicha expresión se obtiene:

$$Var(\ln w) = \bar{r}^2 Var(S) + \bar{S}^2 Var(r) + 2\bar{r}\bar{S} Cov(r, S) + Var(u) \quad (6) \quad [6]$$

Donde las variables con barra marcan el promedio de las mismas.

Entonces, dado todo lo demás constante y suponiendo una nula correlación entre  $r$  y  $S$ , la teoría predice que ante cualquier cambio positivo en la desigualdad de la educación, la varianza del logaritmo ingreso aumentará inequívocamente. A su vez, si la tasa de retorno a la educación y los años de escolaridad son independientes, un aumento en cualquiera de dichas variables también aumentará la desigualdad. Sin embargo, este podría no ser el caso, ya que existe alguna evidencia de que los retornos disminuyen a medida que aumenta el nivel

educativo (Psacharopoulos, 1993). Bajo este escenario, un aumento en los años de educación podría reducir la desigualdad.

Los resultados que surgirán de aplicar la metodología econométrica deberán ser analizados a la luz de esta teoría para darles una correcta interpretación.

## Indicadores de desigualdad

Con el objetivo de caracterizar la evolución de la desigualdad de la manera más robusta posible, utilizaremos varios indicadores de desigualdad de los muchos que pueden encontrarse en la literatura. Esto es conveniente puesto que los distintos índices de desigualdad funcionan mejor para capturar variaciones en distintas partes de la distribución. En el presente artículo utilizaremos dos familias de medidas de desigualdad: índices sintéticos de desigualdad e indicadores de comparación de ingresos. En el primer grupo de medidas se encuentran la varianza del logaritmo de los salarios, el índice de Gini y el índice de Theil. Estos indicadores de desigualdad tienen en común la característica de que a cada distribución del ingreso les asignan un número real que sintetiza el nivel de desigualdad existente.

La varianza del logaritmo del ingreso es la medida de dispersión más trivial debido al extendido conocimiento y eso de esta medida estadística de dispersión. A su vez, tiene la ventaja fundamental de surgir directamente a partir de la teoría del capital humano como se mostró en el apartado anterior. Sin embargo, tiene la desventaja de que no cumple con la propiedad de Dalton-Pigou, que es una de las propiedades deseables de los indicadores de desigualdad.<sup>4</sup> De todas formas la varianza del logaritmo del ingreso ha sido utilizada ampliamente en muchos estudios empíricos como por ejemplo Katz y Murphy (1992). Esta medida tiene la característica de ser más sensible a los cambios en la cola inferior de la distribución. Esto se debe a que al tomar la variable en logaritmos sus variaciones se asimilan a cambios porcentuales y justamente variaciones en ingresos más bajos tienen mayor magnitud que partiendo de ingresos más altos.

Por su parte, el índice de Gini se calcula a partir de la fórmula:

$$G = 2 \frac{\sum_{i=1}^n i y_i}{\sum_{i=1}^n y_i} - \frac{n+1}{n} \quad (7)$$

[7]

Donde los ingresos de los  $n$  individuos de la población expresados como  $y_i$  con  $i = 1$  hasta  $n$ , deben estar ordenados de manera no decreciente ( $y_i \leq y_{i+1}$ ).

Es la medida de desigualdad más extendida y tiene una fácil interpretación. El coeficiente se encuentra entre 0 y 1 donde 0 corresponde a una situación de perfecta igualdad (distribución equitativa de los ingresos) y 1 corresponde a perfecta desigualdad (una sola persona acumula todo el ingreso). Esta medida de desigualdad tiene la característica de ser más sensible a los cambios en la parte media de la distribución. Esto se debe a que el índice se calcula teniendo en cuenta la cantidad de personas en cada nivel de ingresos, por lo que, como la mayor parte de las personas se concentran en el sector de ingresos medios, los cambios en los ingresos de la población de ingresos medios son los que obtienen mayor ponderación.

Finalmente, el índice de Theil, propuesto por Sen (1973) surge de la teoría de la entropía de la información y su fórmula es:

$$T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\bar{y}} \ln \left( \frac{y_i}{\bar{y}} \right) \quad (8)$$

Donde  $y_i$  representa el ingreso del individuo  $i$  y donde  $\bar{y}$  representa el ingreso medio. Esta medida se encuentra entre 0, cuando todos los  $y_i$  son idénticos, y  $\ln(n)$ , cuando una sola persona concentra todo el ingreso. Esta medida responde más sensiblemente a los cambios en la parte alta de la distribución. Esto se debe a que como se aprecia, cada ingreso está ponderado por el ingreso medio, y por lo tanto variaciones de las personas de ingresos altos tienen un efecto grande en el índice debido a su distancia del ingreso medio.

Por otra parte, para obtener una imagen completa de lo que ocurre con la evolución en la desigualdad se utilizarán los indicadores de comparación de ingresos mediante la medición de distintos *ratios* entre los ingresos de distintos percentiles de ingresos:  $p90/p10$ ,  $p75/p25$ ,  $p50/p10$ ,  $p90/p50$ .

## Estadísticos descriptivos

La base de datos utilizada presenta los siguientes estadísticos descriptivos.

La Tabla 1 pretende mostrar los estadísticos estándar utilizados en los trabajos de investigación, pero no es muy informativa a fin de entender el posterior aporte metodológico del artículo. Por tal motivo, a continuación se presenta información que servirá de motivación para entender el espíritu de este trabajo.

TABLA 1:  
Estadísticos descriptivos

| Variable                   | Observaciones | Promedio | Desvío Estándar | Mínimo | Máximo |
|----------------------------|---------------|----------|-----------------|--------|--------|
| Varianza log ingreso       | 1,218         | 0.92     | 0.10            | 0.69   | 1.21   |
| Gini ingreso               | 1,218         | 0.44     | 0.05            | 0.32   | 0.58   |
| Theil ingreso              | 1,218         | 0.37     | 0.10            | 0.18   | 0.84   |
| Años promedio de educación | 1,218         | 9.56     | 1.30            | 6.36   | 11.83  |
| Gini educación             | 1,218         | 0.23     | 0.04            | 0.16   | 0.32   |

Fuente: elaboración propia con base en ECH.

La Tabla 2 muestra la evolución del índice de Gini de los ingresos salariales para distintas cohortes a lo largo del tiempo (se toman generaciones y periodos cada cinco años para facilitar la exposición). Al observar una misma fila hacia la derecha lo que se observa es la evolución del índice de Gini de una misma generación a lo largo del tiempo. Por su parte, al analizar la columna hacia abajo lo que se obtiene es para un mismo año, la diferencia existente en el índice de Gini entre las distintas generaciones. De la tabla se desprenden algunos aspectos interesantes. En primer lugar, es posible observar claramente como cada generación deja de ser observada cuando sus componentes más viejos cumplen más de 65 años y cómo las más jóvenes comienzan a aparecer cuando sus integrantes llegan a los 21 años. Como se mencionó anteriormente, lo más interesante de esta tabla es que permite ilustrar el análisis que se utilizará más adelante en la metodología econométrica. Tómese un año cualquiera, por ejemplo, la columna correspondiente al año 2015. En este caso se observa consistentemente que las cohortes más jóvenes (nacidas en años más cercanos en el tiempo) presentan un valor de índice de Gini menor que las más viejas. Dado que el objetivo de este trabajo es analizar la existencia de diferencias en la desigualdad salarial en términos generacionales, ¿sería suficiente esta información para concluir que existe un “efecto cohorte” que marca una tendencia en la que las generaciones más jóvenes presentan una menor dispersión del ingreso que las más viejas? La respuesta es no, ya que las distintas

generaciones son observadas para distintas edades, por lo tanto es imposible distinguir si el patrón observado es causado por diferencias en la generación de nacimiento o la edad en la que cada generación es observada. Así como tampoco es posible, al analizar a lo largo de una fila, distinguir si la evolución de la desigualdad para una cohorte determinada se debe a efectos propios del año en que son observadas o si se debe a que a medida que pasa el tiempo las cohortes envejecen. Por este motivo es que la metodología econométrica presentada anteriormente resulta fundamental, ya que permitirá aislar el efecto cohorte en este artículo, del efecto de la edad de los individuos y el periodo en el que son observados.

TABLA 2:  
Evolución del índice de Gini por cohortes a lo largo del tiempo

| Cohortes | Años  |       |       |       |       |       |       |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|          | 1986  | 1990  | 1995  | 2000  | 2005  | 2010  | 2015  |
| 1925     | 0.479 | 0.509 |       |       |       |       |       |
| 1930     | 0.464 | 0.464 | 0.517 |       |       |       |       |
| 1935     | 0.457 | 0.465 | 0.492 | 0.541 |       |       |       |
| 1940     | 0.447 | 0.434 | 0.477 | 0.496 | 0.528 |       |       |
| 1945     | 0.414 | 0.438 | 0.471 | 0.503 | 0.505 | 0.550 |       |
| 1950     | 0.397 | 0.431 | 0.457 | 0.464 | 0.479 | 0.499 | 0.500 |
| 1955     | 0.379 | 0.400 | 0.439 | 0.493 | 0.487 | 0.478 | 0.456 |
| 1960     | 0.344 | 0.375 | 0.413 | 0.456 | 0.467 | 0.473 | 0.438 |
| 1965     |       | 0.336 | 0.385 | 0.433 | 0.442 | 0.460 | 0.414 |
| 1970     |       |       | 0.338 | 0.388 | 0.428 | 0.434 | 0.412 |
| 1975     |       |       |       | 0.343 | 0.389 | 0.409 | 0.388 |
| 1980     |       |       |       |       | 0.368 | 0.378 | 0.370 |
| 1985     |       |       |       |       |       | 0.352 | 0.345 |

Fuente: elaboración propia con base en Encuestas Continuas de Hogares.

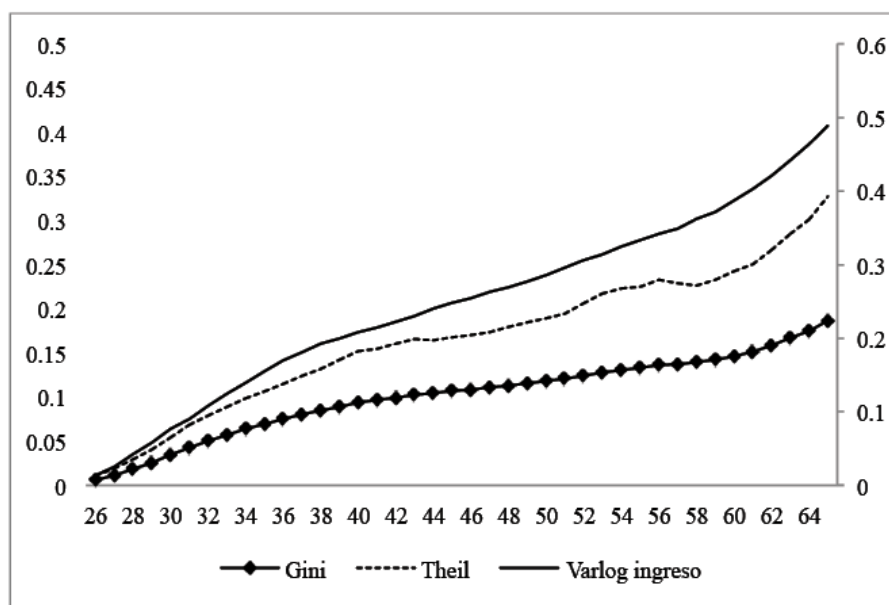
A continuación se presentan los resultados obtenidos al aplicar las técnicas econométricas presentadas más arriba.

## RESULTADOS

### Evolución de la distribución del ingreso salarial por cohortes

La Figura 3 muestra el efecto edad (es decir, los coeficientes estimados para el conjunto de *dummies* correspondientes a la edad en la ecuación (3)) para tres medidas de desigualdad: el índice de Gini, el índice de Theil (entropía 0) y la varianza del logaritmo del ingreso. Las tres medidas muestran un mismo patrón: la desigualdad de los individuos aumenta con su edad. Este resultado es similar al encontrado por Hugget

*et al.* (2006) para Estados Unidos. Cabe destacar que el aumento de la desigualdad con la edad es una de las derivaciones del modelo de Mincer (1974) que predice que la dispersión de ingresos dentro de los trabajadores aumentará a medida que aumente su experiencia, y en este caso la edad es un *proxy* de dicha variable. La pronunciada pendiente de las curvas observada para el primer tercio de la vida laboral resulta consistente con la evidencia encontrada para países desarrollados respecto de que hasta 75 por ciento del crecimiento de los ingresos de toda la vida laboral ocurre en los primeros 15 años de experiencia (Lagakos *et al.*, 2016). No debería extrañar el hecho de que la desigualdad crezca más rápidamente en el rango de edad donde los ingresos experimentan un mayor crecimiento.



Nota: coeficientes correspondientes a las variables binarias por edad. Todos los coeficientes significativos al 5%.

FIGURA 3:  
Efecto edad en las medidas de desigualdad. (Varianza del logaritmo del ingreso, eje derecho. Índice de Gini e índice de Theil, eje izquierdo)

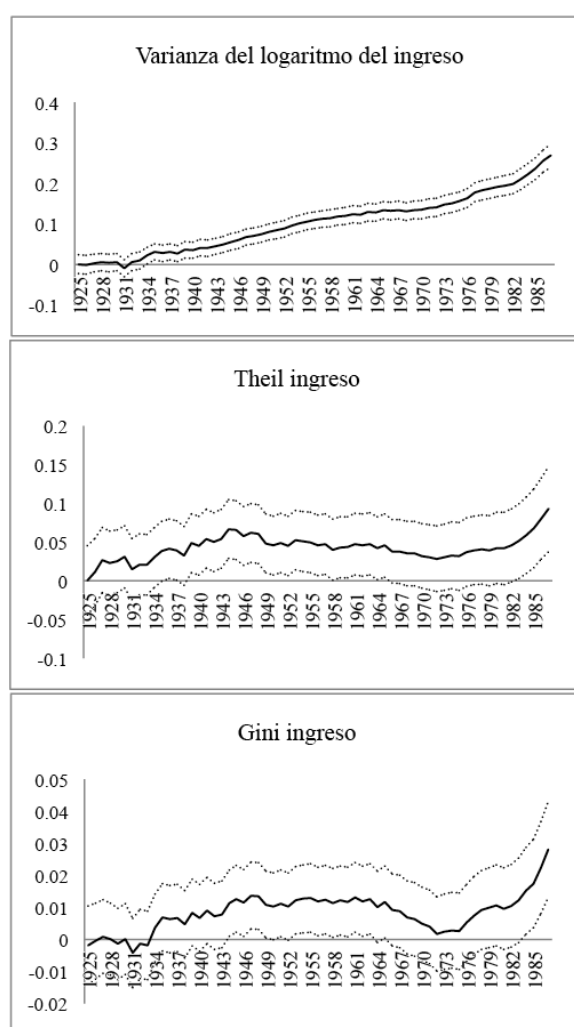
Fuente: elaboración propia con base en ecuación (3).

La Figura 4 presenta los resultados para el efecto cohorte en las medidas de desigualdad.<sup>5</sup> Para tener una imagen precisa de lo que efectivamente ocurre con los efectos cohorte, en el gráfico se presentan tanto la estimación puntual de los coeficientes que dan lugar a los efectos como sus intervalos de confianza al 95 por ciento, de manera de distinguir los patrones que muestren una significancia estadística. En este sentido, se observa un comportamiento dispar en las distintas medidas de desigualdad analizadas. El efecto cohorte estimado para la varianza del logaritmo del ingreso muestra un aumento sostenido a lo largo de las generaciones, indicando un aumento en la desigualdad para las generaciones más jóvenes respecto de las más viejas. Por su parte, los índices de Gini y Theil muestran un patrón estable y sin significancia estadística para la mayoría de las generaciones salvo para las cinco generaciones más jóvenes. No obstante, no se debe pasar por alto que las tres medidas de desigualdad analizadas muestran un marcado aumento de la desigualdad para estas cohortes. De acuerdo a lo mencionado el párrafo anterior acerca de la sensibilidad de cada medida de desigualdad, los resultados indican que los ingresos de distintos sectores de la distribución evolucionaron de manera distinta a través de las generaciones. Para tener una imagen precisa acerca de en qué parte de la distribución se concentran los cambios más importantes, en la Figura 5 se presenta el efecto cohorte para los *ratios* entre los percentiles p90/p10, p75/p25, p50/p10, p90/p50. Los resultados indican que el patrón encontrado en el efecto cohorte de la varianza del logaritmo del ingreso refleja un aumento entre los ingresos del percentil 90 respecto del percentil diez y un aumento de la desigualdad en la parte baja de la distribución, dado por el aumento del ratio p50/p10, lo cual va en línea respecto de lo expresado anteriormente sobre



la sensibilidad de los indicadores de desigualdad en los distintos sectores de los ingresos. Respecto del ratio  $p75/p25$ , es el único que muestra cierta estabilidad entre las generaciones de los 60 y 70. Por su parte, los índices Gini y Theil parecen reflejar la evolución en la parte alta de la distribución, en este caso representada por el ratio  $p90/p50$ , estable y con la mayoría de sus coeficientes no significativos. Nuevamente, se destaca el crecimiento y aceleración en el aumento de la desigualdad para las generaciones más jóvenes en todas las medidas de desigualdad analizadas.

En suma, de los índices utilizados para analizar la evolución de la desigualdad la varianza del logaritmo del ingreso muestra un aumento sostenido, mientras que el índice de Gini y el índice de Theil muestran para gran parte de las generaciones un patrón que no es estadísticamente significativo. Estos últimos índices muestran únicamente un aumento significativo de la desigualdad para las generaciones nacidas luego de 1985. El análisis de la evolución de los *ratios* de percentiles de ingreso indica que el aumento de la desigualdad descrito de acuerdo al aumento de la varianza del logaritmo del ingreso se explica fundamentalmente a un aumento en el ratio de los ingresos del percentil 90 respecto del percentil 50 y del percentil 90 respecto del percentil 10.



Nota: la línea sólida indica la estimación puntual y las líneas punteadas los intervalos de confianza al 95%. Coeficientes correspondientes a las variables binarias por cohorte.

FIGURA 4:

Efecto cohorte en las medidas de desigualdad. Estimación puntual e intervalos de confianza al 95%

Fuente: Elaboración propia en base a ecuación (3).

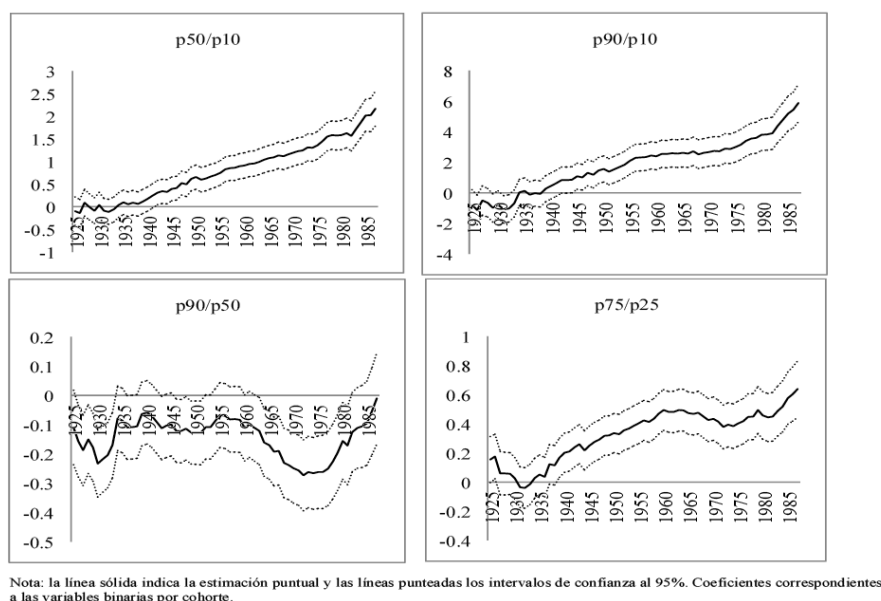


FIGURA 5:

Efectos cohorte en las medidas de desigualdad. Estimación puntual e intervalos de confianza al 95%

Fuente: elaboración propia con base en la ecuación (3).

Para intentar explicar los resultados encontrados arriba, las siguientes secciones discuten la relación entre desigualdad y variables asociadas a la teoría del capital humano.

## Evolución de las variables de capital humano

Para explicar este aumento de la desigualdad de ingresos de acuerdo con la teoría del capital humano explicada en la sección metodológica, analizamos la evolución de las variables relevantes a estos efectos. La Figura 6 muestra los años de educación promedio por cohorte y su dispersión medida por el índice de Gini. En cuanto a la educación promedio por cohorte, se observa que desde la generación de 1934 hasta la de 1965 aproximadamente, la escolaridad aumenta de manera sostenida. A partir de allí comienza a crecer a un ritmo menor hasta las generaciones de los y desde dicha cohorte hacia el final se observa un estancamiento e incluso para la generación más joven una caída. Debe remarcarse que el estancamiento de los años de educación ocurre en niveles bajos en comparación con países desarrollados y corresponde a una cantidad de años menor a la compleción de enseñanza secundaria. Este fenómeno es digno de análisis en sí mismo y escapa los objetivos del presente trabajo. Por otra parte, se aprecia que la evolución de la dispersión de los años de educación por cohorte presenta una caída sostenida, aunque a distintos ritmos a lo largo de las generaciones. Como resulta esperable, a medida que los años de educación promedio se estabilizan y se reduce la brecha entre los más y los menos educados, la dispersión cae de manera más pronunciada.

Para obtener un panorama completo es necesario estudiar la otra parte de las variables relacionadas a la educación, que son los retornos. En la Figura 7 se muestra los retornos promedio por cohorte obtenidos por completar cada grado educativo.<sup>6</sup> El gráfico muestra trayectorias estables para los retornos a enseñanza primaria y secundaria completa para la mayoría de las generaciones, aunque mostrando cierto descenso para las generaciones más jóvenes, y un aumento y posterior caída en el retorno de completar la educación terciaria que se estabiliza a partir de las generaciones nacidas en 1960 aproximadamente y luego presenta cierta tendencia al alza. Cabe preguntarse si el aumento observado en la desigualdad para las generaciones más jóvenes no responde a esta divergencia entre los retornos de la enseñanza terciaria respecto de los retornos a completar secundaria y primaria.

A continuación se relaciona formalmente la evolución de estas variables con la desigualdad mediante un análisis de regresión.

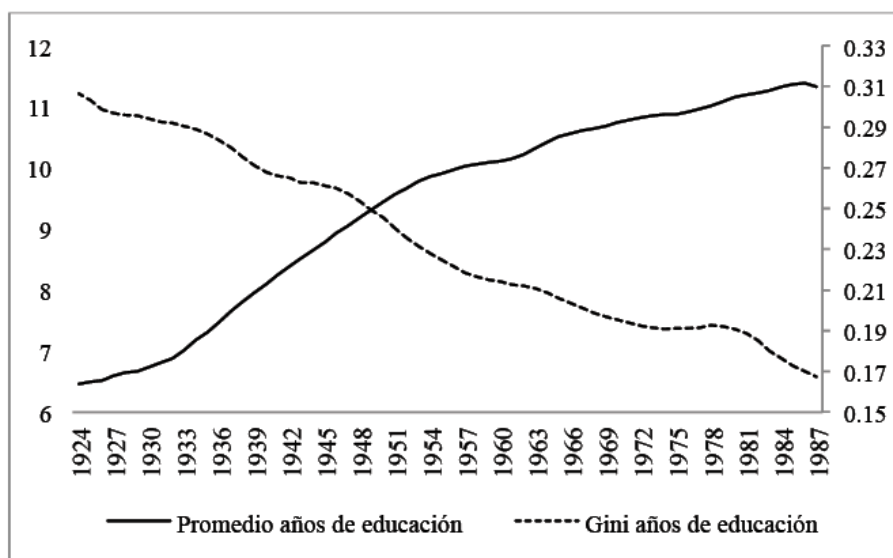


FIGURA 6:

Años promedio de educación (eje izquierdo) y Gini de los años de educación (eje derecho) por cohorte

Fuente: elaboración propia con base en ECH.

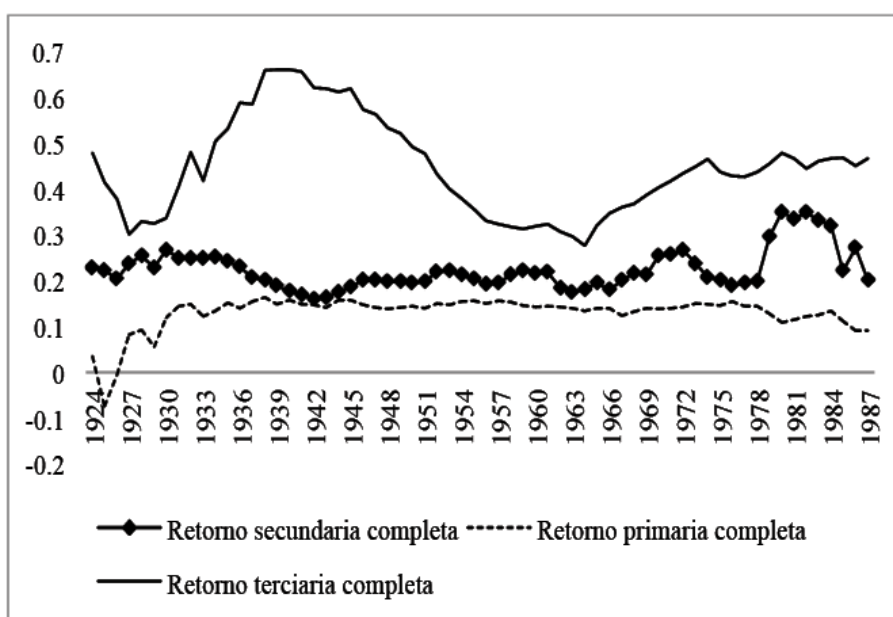


FIGURA 7:

Retornos a la educación promedio por cohorte

Fuente: elaboración propia con base en regresiones de Mincer por cohorte-año.

## Relación entre variables de capital humano y desigualdad

Una manera formal de probar qué parte de la evolución de la desigualdad del ingreso salarial es causada por las variables de capital humano es incluirlas en las regresiones corridas hasta ahora. Si al incluir estas variables en las regresiones los efectos cohorte desaparecen (es decir, las variables binarias que caracterizan los efectos

cohorte dejan de ser estadísticamente significativas), sería evidencia de que las variables de capital humano están detrás del patrón observado en la evolución de la desigualdad a través de las distintas generaciones.

En la Tabla 3 se muestran los coeficientes estimados al incluir las variables de educación en las regresiones que mostraban efectos cohortes significativos en la sección dos, es decir, la varianza del logaritmo del ingreso y los *ratios* de percentiles p50/p10, p90/p10 y p75/p25. Los resultados muestran que las distintas de educación son importantes pero en distinta medida. En primer lugar, los años de educación promedio son la única variable estadísticamente significativa y con el signo esperado para las cuatro variables analizadas.

TABLA 3:  
Coeficientes estimados de las variables de capital humano en las regresiones

|                             | Varlog ingreso          | p50/p10             | p90/p10             | p75/p25                |
|-----------------------------|-------------------------|---------------------|---------------------|------------------------|
| Años promedio de educación  | 0.0163***<br>(0.00577)  | 0.0768**<br>(0.054) | 0.842***<br>(0.245) | 0.0871**<br>(0.0386)   |
| Gini educación              | -0.0941<br>(0.148)      | -8.877<br>(6.491)   | -0.371<br>(6.275)   | 1.825*<br>(0.989)      |
| Retorno primaria completa   | -0.00457<br>(0.00538)   | -0.141<br>(0.236)   | -0.175<br>(0.229)   | -0.0562<br>(0.0360)    |
| Retorno secundaria completa | 0.0188**<br>(0.00751)   | 0.0584<br>(0.330)   | 1.153***<br>(0.319) | 0.0444<br>(0.0503)     |
| Retorno terciaria completa  | -0.00737**<br>(0.00374) | 0.0581<br>(0.164)   | -0.0956<br>(0.159)  | -0.0821***<br>(0.0250) |
| Observaciones               | 1.218                   | 1.218               | 1.218               | 1.218                  |
| R-Cuadrado                  | 0.969                   | 0.161               | 0.937               | 0.935                  |

Fuente: elaboración propia con base en Encuestas Continuas de Hogares.

**Nota:** Desvíos estándar entre paréntesis.\*\*\*Significativo al 1% \*\* significativo al 5% \* significativo al 10% Se omiten los coeficientes correspondientes a las variables binarias por cohorte.

El aumento en los años de educación promedio por cohortes parece explicar gran parte de la desigualdad observada, lo que arrojaría evidencia acerca de la independencia del nivel educativo y los retornos de acuerdo a lo planteado en la ecuación (4). Este resultado iría en contra de las estimaciones realizadas por Battistón *et al.* (2014) que en base a simulaciones para datos de corte transversal encuentran que Uruguay es uno de los pocos países de Latinoamérica donde un aumento en la escolaridad promedio produjo una caída en la desigualdad. La desigualdad en la educación, por su parte, aparece estadísticamente significativa (aunque débilmente) únicamente para el ratio de ingresos del percentil 75 respecto del 25. Respecto de los retornos, el premio por completar enseñanza primaria no parece estar relacionado con la evolución de la dispersión del ingreso. Los retornos a la enseñanza secundaria y terciaria completa aparecen significativos y con signos opuestos en la regresión para la varianza del logaritmo del ingreso. Esto apoyaría la hipótesis que el aumento de la desigualdad para las generaciones más jóvenes se explica por el aumento en el ratio del premio entre tener universidad completa respecto de la educación secundaria.

Para obtener una imagen visual y más intuitiva de cómo estas variables influyen sobre el efecto cohorte, la Figura 8 muestra la forma del efecto cohorte de acuerdo a la especificación de la regresión Deaton para el índice de Gini del ingreso. La figura presenta los efectos cohortes estimados en las regresiones cuyos coeficientes para las variables de educación son presentadas en la Tabla 3. Los resultados que se observan son concluyentes: las variables incluidas en las regresiones eliminan el patrón observado en el efecto cohorte

de las medidas de desigualdad casi completamente y los efectos estimados pasan a ser no estadísticamente significativos. Analizados en conjunto con la Tabla 3, los resultados afirman lo siguiente: el aumento en la varianza del logaritmo del ingreso se explica por la evolución de los años de educación promedio y los retornos a la enseñanza terciaria. El aumento de la desigualdad en la parte baja de la distribución medida por el ratio  $p50/p10$  se explica únicamente por el aumento en los años promedio de educación. El aumento de la desigualdad dado por la relación entre los individuos de mayores y menores ingresos se explica por los años de educación promedio y los retornos a la enseñanza secundaria. Finalmente, la evolución de la desigualdad dada por el ratio  $p75/p25$  se explica por los años de educación, su dispersión y los retornos a la enseñanza terciaria.

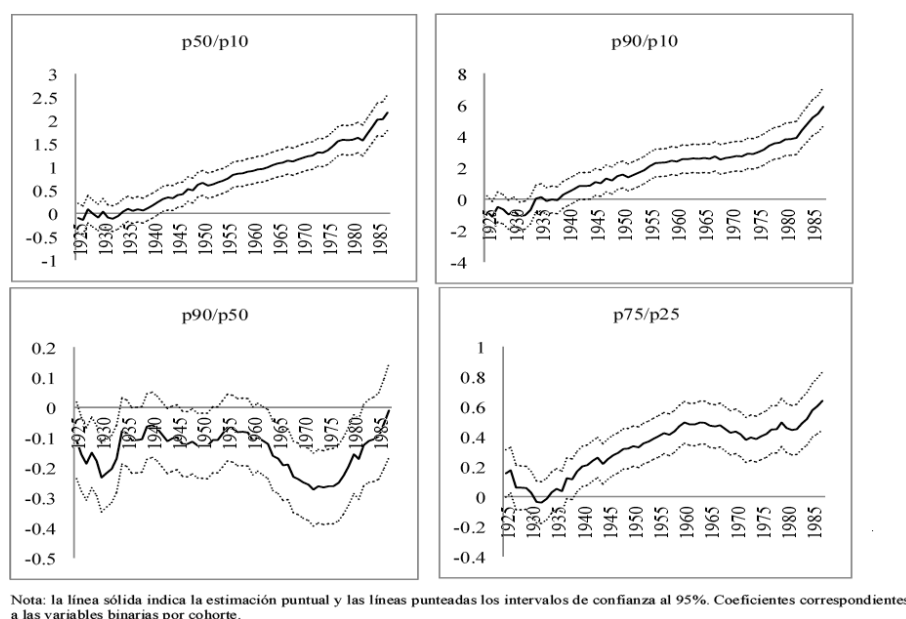


FIGURA 8:  
Efectos cohorte en las medida de desigualdad incluyendo variables de capital humano en las regresiones. Estimación puntual e intervalos de confianza al 95%  
Fuente: elaboración propia con base en ecuación (3) incluyendo variables de educación.

## DISCUSIÓN

Al inicio del artículo se mostró la evolución de la desigualdad salarial en Uruguay vista de forma que aquí denominamos como “tradicional”, es decir, observada a través de los distintos años. Allí se mostró como en los últimos años del periodo considerado se observó un aumento de la desigualdad. Los resultados obtenidos en la sección anterior podrían sugerir que el aumento de la desigualdad promedio en los últimos años se puede deber al ingreso al mercado de trabajo de generaciones con mayor desigualdad de ingresos (las nacidas luego de 1980). El aporte del presente artículo radica en entender que las estadísticas de desigualdad reportados cada año por los institutos de estadística surgen de un promedio de la desigualdad existente entre cada generación de personas que componen la fuerza de trabajo. Los resultados indican que de persistir la tendencia ascendente en la desigualdad a través de las generaciones en Uruguay también se observaría dicha tendencia al analizar los datos en forma anual. Por otra parte, también se mostró que el patrón de aumento de la desigualdad para las generaciones más jóvenes se explica por la evolución de las variables relacionadas con la teoría del capital humano: el promedio de años de educación y los retornos a la educación terciaria. El hecho de que un aumento de los años de educación esté relacionado con el aumento de la desigualdad mientras que la caída de la dispersión de los años de educación no muestra ningún efecto deja poco margen para actuar al respecto. De acuerdo con Gregorio y Kim (2000), un aumento en la escolaridad de la población puede

aumentar la desigualdad porque para un mismo nivel educativo, los trabajadores con mayores habilidades pueden obtener mayores ingresos que aquellos con poca habilidad. Esto sugeriría que una medida posible para evitar un continuo aumento de la desigualdad es trabajar en la igualdad de oportunidades para el desarrollo de las capacidades cognitivas de los individuos desde su etapa escolar. De lo contrario, se corre el riesgo de una polarización de los ingresos y una consiguiente fragmentación de la sociedad.

## CONCLUSIONES

En el presente trabajo se analizó la evolución de la desigualdad salarial po

En el presente trabajo se analizó la evolución de la desigualdad salarial por generaciones en Uruguay utilizando cohortes sintéticas considerando las generaciones de personas nacidas entre 1924 y 1991. Se utilizó la metodología propuesta por Deaton (1997) para separar los efectos cohorte, edad y periodo. Los resultados muestran que analizada desde una perspectiva generacional, la desigualdad salarial en Uruguay medida por la varianza del logaritmo del ingreso aumenta de manera sostenida entre las generaciones más viejas y las generaciones más jóvenes. Los índices de Gini y Theil, por su parte, no muestran un patrón definido. El aumento en la desigualdad mencionado se explica por movimientos en la parte baja y media de la distribución y por aumentos entre los ingresos de los percentiles altos respecto de los percentiles más bajos.

Para intentar explicar esta evolución observada en la desigualdad por generaciones, se utilizaron variables relacionadas con la teoría del capital humano: los años de educación promedio y su dispersión, y los retornos. Se encontró que el aumento los años promedio de educación es la variable más relevante para explicar gran parte del aumento observado en la desigualdad salarial. El aumento en la varianza del logaritmo del ingreso también es explicada por la evolución de los retornos a la compleción de enseñanza primaria y secundaria. La evidencia indica que para las generaciones más jóvenes, el aumento de la desigualdad se debe a una divergencia en la trayectoria de dichos retornos. La desigualdad en la educación es únicamente relevante para explicar la evolución del ratio de ingresos entre los percentiles 72 y 25. Adicionalmente, se encuentra que la desigualdad aumenta con la edad de los individuos.

Futuras líneas de investigación implicarían investigar la existencia de polarización del ingreso a través de las generaciones y la vinculación de resultados con la estructura del mercado laboral.

## REFERENCIAS

- Antonzyck, D., Deleire, T., Fitzenberger, B., 2010, "Polarization and Rising Wage Inequality: Comparing the U.S. and Germany". IZA Discussion paper N°4842.
- Battistón, D., García-Domenech, C., Gasparini, L., 2014, "Could an increase in education raise income inequality? Evidence for Latin America". *Latin American journal of economics*. 51(1), 1-39.
- Becker, G., 1962, "Investment in Human Capital: A Theoretical Analysis". *Journal of Political Economy* 70(5), 9-49.
- Becker, G., 1964, *Human capital: a theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. New York, National Bureau of Economic Research.
- Becker, G., 1967, *Human capital and the personal distribution of income*. W.S. Woytinsky Lecture, N° 1, Universidad de Michigan.
- Becker, G., Chiswick, B., 1966, *Human capital: a theoretical and empirical analysis*. New York, National Bureau of Economic Research.
- Ben-Porath, Y., 1967, "The production of human capital and the life cycle of earnings", en *Journal of Political Economy*, 75(4), 352-365.
- Deaton, A, Paxson, C., 1994, "Saving, growth and aging in Taiwan", en *Studies in the economics of aging*. Chicago: University of Chicago Press.



- Deaton, A., 1997, *The analysis of household surveys: a microeconomic approach to development policy*. Washington, Baltimore. World Bank, Johns Hopkins University Press.
- Gasparini, L., Cruces, G., Tornarolli, L., 2016, "Chronicle of a Deceleration Foretold Income inequality in Latin America in the 2010s", en *Revista de Economía Mundial*, 43, 25-46
- Gosling, A., Machin, S., Meghir, C., 2000, "The Changing Distribution of Male Wages in the U.K.", en *Review of Economic Studies*. 67(4) 635-666.
- Gregorio, J. de, Kim, S. J., 2000, "Credit markets with differences in abilities: education, distribution, and growth", en *International Economic Review*. 41(3), 579-607.
- Heckman, J., Lochner, L., Taber, L., 1998, "Explaining rising wage inequality: explorations with a dynamic general equilibrium model of labor earnings with heterogeneous agents", en *Review of Economic Dynamics*, 1 (1), 1-58.
- Hugget, M., Ventura, G., Yaron, A., 2006, "Human capital and earning distribution dynamics", en *Journal of Monetary Economics*, 38(3): 469-94.
- Katz, L; Murphy, K., 1992, "Changes in Relative Wages, 1963-1987: Supply and Demand Factors", en *The Quarterly Journal of Economics*, 107(1): 35-78.
- Lagakos, D., Moll, B., Porzio, T., Qian, N., Schoellman, T., 2016, *Life-cycle wage growth across countries*. Mimeo, Universidad de Princeton.
- Macurdy, T., Mroz, T., 1991, *Estimating macroeconomic effects on wages from cohort specifications*. Mimeo, Universidad de Stanford.
- Mckenzie, D. J., 2004, "Asymptotic theory for heterogeneous dynamic pseudo-panels", en *Journal of Econometrics*, 120(2), 235-262.
- Mincer, J., 1974, *Experience, schooling and earnings*. New York: National Bureau of Economic Research.
- Neal, D., Rosen, S., 1991, *Theories of the distribution of labor earnings*. NBER Working Papers 6378. National Bureau of Economic Research.
- Psacharopoulos, G., 1993, *Returns to Investment in Education. A global update*. World Bank Working Papers Series N° 1067.
- Sapelli, C., 2007, *Returns to schooling and income distribution by cohort in Chile: an analysis based on synthetic panel data*. Documento de Trabajo 290, Instituto de Economía. Pontificia Universidad Católica de Chile.
- Sapelli, C., 2011, "A cohort analysis of the income distribution in Chile", en *Estudios de Economía*, 48(1), 223-242.
- Sen, Amartya, 1973, *On economic inequality*. Oxford University press. Nueva York.

## Apéndice

### Procedimiento para estimar los retornos a la educación por cohorte-año

Los retornos son estimados corriendo una ecuación de Mincer utilizando una especificación Spline con efectos de Sheepskin. La especificación spline supone separar los años de educación entre aquellos correspondientes a enseñanza primaria, aquellos correspondientes a enseñanza secundaria y aquellos correspondientes a enseñanza terciaria. De esta forma, se relaja el supuesto de la ecuación de Mincer original de que cada año de educación tiene el mismo retorno. A su vez, el sheepskin effect, consiste en que los últimos años de cada nivel educacional no solo entregan conocimientos, sino también un título que entrega una señal sobre los conocimientos y las capacidades del individuo. Como los años precedentes no entregan un título, se esperaría que el último año fuese más rentable que los anteriores. Para tener en cuenta dicho efecto, se estima la siguiente regresión:

$$\ln(w) = \alpha + \beta \text{PIPI} + \beta \text{PCPC} + \beta \text{SISI} + \beta \text{SCSC} + \beta \text{TITI} + \beta \text{TCTC} + \beta_1 \epsilon + \beta_2 \epsilon + \epsilon$$

Donde  $w$  es el salario y  $e$  la experiencia calculada como: edad-educación-6. Las letras P, S y T corresponden a los años en enseñanza primaria, secundaria y terciaria respectivamente. Las variables que terminan en C representan si el individuo terminó el nivel o no, mientras que aquellas que terminan en I representan los años del nivel educacional que no terminan en obtención de un grado. Entonces por ejemplo, una persona con seis años de educación tiene  $PI = 5$  y  $PC = 1$  (y las demás = 0). A su vez, una persona que tiene seis de primaria y cinco de secundaria tendría  $PI = 5$ ,  $PC = 1$ ,  $SI = 5$  y  $SC = 0$ . Finalmente, una persona con terciaria completa (se asumen carreras de cinco años de duración) tendría  $PI = 5$ ,  $PC = 1$ ,  $SI = 5$ ,  $SC = 1$ ,  $TI = 4$  y  $TC = 1$ . Los valores reportados en el gráfico corresponden a los asociados con los coeficientes de PC, SC y TC. Dicha regresión es corrida para cada par de cohorte-año.

## NOTAS

- 1 Al realizar las estimaciones utilizando únicamente hombres las conclusiones cualitativas de los ejercicios econométricos no se modifican pero aumenta significativamente la variabilidad de los resultados.
- 2 Esta forma de definir las cohortes también puede interpretarse como la utilización de medias móviles de cohortes que hacen que los pseudo paneles y por lo tanto las estimaciones que se logran a partir de ellos sean lo más parejas y suaves posibles, evitando saltos o “picos” en los datos.
- 3 Esta especificación tiene varios supuestos implícitos. En primer lugar, supone que los efectos entran de manera lineal en el modelo y en forma de variables (otras especificaciones utilizan solamente variables binarias en uno de los tres efectos, y para los otros dos utilizan polinomios hasta quinto grado). Además supone que los tres efectos son separables de manera aditiva y no existe interacción entre ellos.
- 4 Esta propiedad establece que un indicador de inequidad debería mostrar un aumento si existe una transferencia de dinero de una persona pobre a una rica. Contrariamente, si hay una transferencia de una persona rica a una pobre, el indicador de desigualdad debe disminuir.
- 5 Se omite la presentación de los efectos periodo (disponibles bajo solicitud).
- 6 El procedimiento para estimar estos retornos se encuentra en el apéndice.