



“EVOLUCIÓN DE LA DESIGUALDAD SALARIAL EN CHILE”

**TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
MAGÍSTER EN ECONOMÍA**

Alumno: Damián Romero Contreras

Profesor Guía: Esteban Puentes Encina

Santiago, septiembre de 2012

Evolución de la Desigualdad Salarial en Chile

Damián Romero Contreras

27 de septiembre de 2012

Resumen

Este artículo analiza en detalle el patrón decreciente para la desigualdad salarial masculina de los últimos 20 años usando la encuesta Casen. A partir de la descomposición de la varianza del logaritmo del salario por hora, encontramos que tanto la desigualdad al interior de cada grupo (intra-varianza) como la desigualdad entre ellos (inter-varianza) son relevantes para entender estos cambios. En particular, la caída en la desigualdad al interior de los grupos explica un 42% de la caída en la desigualdad total, mientras que la caída en la desigualdad entre los grupos explica un 63%. Dichos grupos vienen definidos por celdas de individuos con la misma edad y educación y que pertenecen al mismo cohorte. La caída en la primera de estas medidas es explicada por el grupo de menor educación, mientras que la caída en la segunda medida se explica por el grupo de mayor educación. Estos resultados son robustos a especificaciones alternativas del modelo para los salarios. No obstante lo anterior, los cambios en la desigualdad intra-grupos pasan a explicar un 19% de los cambios en la desigualdad agregada, mientras que la parte entre grupos pasa a explicar un 68%.

1. Introducción

En este artículo se analiza en detalle, con ayuda de la encuesta Casen, el patrón decreciente de la desigualdad salarial masculina en Chile en los últimos 20 años. Se construyen diferentes celdas caracterizadas por individuos de la misma edad, del mismo nivel educacional y que pertenecen a la misma generación o cohorte. Usando estas celdas y tomando la varianza del logaritmo del salario por hora como la medida de desigualdad preferida, ésta se descompone entre la varianza inter-grupos y la varianza intra-grupos para cada año, es decir, se descompone entre la desigualdad observada entre las celdas y la desigualdad al interior de cada una de ellas, respectivamente. Los resultados muestran que la desigualdad ha caído principalmente porque ambos componentes

han disminuido a lo largo de los años, en especial durante la década de 2000. Es importante destacar que este simple ejercicio muestra que ambos componentes son igualmente importantes a la hora de analizar los cambios en la medida agregada, hecho que no ha sido reportado en la literatura empírica para Chile, la cual usualmente asigna una mayor importancia al componente inter-grupos.

Para analizar en más detalle estos componentes, se estima un modelo sencillo para el logaritmo del salario por hora, usando como regresores polinomios de la edad y el cohorte de cada celda para seis grupos educacional diferentes. Adicionalmente se incluyen interacciones de estas variables para controlar por posibles cambios en los perfiles de ciclo de vida al cual se enfrentan los individuos de diferentes cohortes. Los resultados muestran que existe un patrón lineal en el ciclo de vida para la mayoría de los grupos educacionales, un perfil cóncavo para el efecto cohorte, e interacciones estadísticamente significativas. Todos estos resultados ilustran la importancia de estimar la ecuación de salarios de manera separada para diferentes grupos educacionales, evaluando la existencia de diferentes perfiles de ciclo de vida para diferentes cohortes. Usando los valores predichos y el residuo de estas regresiones, se computa una nueva versión de la desigualdad inter e intra-grupos, la cual intenta replicar la descomposición de la desigualdad obtenida directamente a partir de los salarios. Este es un procedimiento estándar en la literatura: la varianza de la parte predicha corresponde a la varianza inter-grupos o varianza between, mientras que la varianza del residuo corresponde a la varianza intra-grupos o within. Dicha versión –desigualdad obtenida a partir de un modelo– permite evaluar la relevancia de los supuestos formulados para explicar los salarios, y resulta ser muy cercano a lo observado en la versión empírica, validando la propuesta realizada. Este primer ejercicio nos muestra que la caída en la desigualdad predicha explica un 63 % de la caída de la desigualdad total, mientras que la caída de la desigualdad residual explica un 42 %. En términos de cada variable del modelo –edad y cohorte– se muestra que el efecto edad tiende a disminuir la desigualdad, mientras que el efecto cohorte la hace aumentar. Analizando por grupo educacional, se tiene que el grupo más educado explica los movimientos de la inter-varianza o varianza between y que el menos educado explica los cambios en la intra-varianza o varianza within. En términos agregados, este último grupo tiene un mayor efecto y por ende es el de mayor importancia en el cambio total en desigualdad. En concreto, tenemos que hacia 2009 el grupo menos educado explica más del 100 % de la caída de la desigualdad residual, puesto

que otros grupos hacen que la desigualdad vaya en la dirección contraria, mientras que el grupo más educado explica un 57% de la caída de la desigualdad predicha. Los resultados anteriores son re-afirmados a través de ejercicios adicionales que sirven para validar la robustez del modelo propuesto. Para ello se incluye en la ecuación de salarios una serie de regresores que pueden ser relevantes para entender las diferencias salariales. En particular, se incluye la región, el tener o no contrato de trabajo, la rama ocupacional del encuestado y el tamaño de la empresa en la cual trabaja. Los resultados de este ejercicio muestran que la inter-varianza tiene una relevancia mayor a la que se observa preliminarmente (sus cambios explican un 68% del cambio en la varianza total), mientras que la intra-varianza es menos importante en la determinación de los cambios de la desigualdad agregada (pasa a ser de un 19%). No obstante lo anterior, ambas medidas son fundamentales para entender los cambios de la desigualdad agregada. En términos de la importancia relativa de los grupos en cada una de estas sub-medidas, las conclusiones preliminares se mantienen, hecho que se repite a la hora de estudiar el efecto de las diferentes variables en los patrones de desigualdad.

Este artículo contribuye a la literatura en varios puntos. En primer lugar, el uso de la encuesta Casen permite definir grupos educacionales más pequeños y precisos, lo cual captura dimensiones nuevas y relevantes a la hora de analizar la desigualdad. Adicionalmente se usan diferentes metodologías típicamente empleadas en la literatura empírica, como son el uso de variables de cohorte y los métodos de descomposición, pero aplicadas en el contexto de la encuesta Casen, lo cual permite identificar el efecto de las diferentes variables involucradas. Otro de los elementos destacables corresponde al estudio tanto de la desigualdad entre los diferentes grupos, como a la desigualdad al interior de cada uno de ellos, puesto que este último elemento no ha sido estudiado para el caso chileno.

El resto del artículo se organiza como sigue. La sección 2 presenta la literatura relacionada en materia de desigualdad para Chile y el mundo, explicando los principales métodos utilizados y sus resultados. La sección 3 presenta los datos utilizados en esta investigación y la construcción de la muestra final. En la sección 4 presentamos los principales hechos vinculados con la desigualdad para la economía chilena, junto con el primer ejercicio de descomposición de ésta, el cual viene dado por la descomposición entre la varianza empírica intra e inter-grupos. La sección 5 resume

las metodologías usadas a lo largo del artículo: el modelo propuesto para explicar los salarios y la forma en que se analizará la evolución de la desigualdad salarial. Por su parte, la sección 6 muestra los principales resultados del artículo, mientras que la sección 7 provee ejercicios adicionales de robustez. Finalmente, la sección 8 concluye.

2. Literatura relacionada

La desigualdad es un tema central dentro de la literatura de economía laboral y ha sido estudiada con diferentes metodologías, muestras y medidas. Uno de los métodos más importantes corresponde a la técnica de regresiones de cuantil, las cuales permiten caracterizar no sólo la media de una distribución sino que cualquiera de sus percentiles. Koenker and Bassett Jr (1978) es el primer paper que desarrolla esta metodología, mientras que sus primeras aplicaciones en temas de desigualdad corresponden a Buchinsky (1994) y Buchinsky (1995)¹. En estos artículos el autor estudia la importancia de distinguir diferentes niveles de educación en EEUU, controlando por edad y otras características observables. Se encuentra que es relevantes estimar de manera separada, dentro de la distribución educacional, las regresiones sobre el salario, dado que el retorno a la educación difiere entre cuantiles, es decir, en diferentes partes de la distribución. Adicionalmente se encuentra que pueden existir no linealidades en la ecuación de salarios, lo cual da una señal de alerta a la hora de proponer *a priori* formulaciones lineales.

Recientemente MaCurdy and Mroz (1995), Fitzenberger, Hujer, MaCurdy, and Schnabel (2001), Fitzenberger and Wunderlich (2002) y Fitzenberger, Schnabel, and Wunderlich (2004), entre otros, se enfocan en el mercado laboral de EEUU y Alemania usando la técnica de regresiones de cuantil. El principal aporte de esta literatura corresponde a presentar la descomposición por cohortes, definiendo patrones macroeconómicos y diferenciando entre salarios de entrada y salarios a lo largo del ciclo de vida, para cada cohorte. Dos hipótesis pueden ser testeadas en este contexto: (a) si los perfiles de ciclo de vida son iguales para diferentes cohortes y; (b) si el primer punto en el perfil de ciclo de vida cambia de manera uniforme a través de las generaciones. Como veremos más adelante, estos elementos están directamente relacionados con la metodología presentada en este estudio al evaluar si existen interacciones relevantes entre la edad y el cohorte. Los anteriores artículos muestran que los grupos educacionales intermedios son quienes

¹Para una aproximación de libro de texto de esta técnica de estimación, véase Hao and Naiman (2007).

han sufrido las principales pérdidas en relación a los grupos educacionales extremos. En el caso de EEUU MaCurdy and Mroz (1995), la desigualdad entre los diferentes grupos educacionales ha aumentado desde los años 80, lo cual se debe a un aumento en el premio a la educación. Adicionalmente, la desigualdad al interior de todos los grupos educacionales ha aumentado significativamente.

Otra línea de investigación en la literatura de desigualdad salarial tiene relación con técnicas de descomposición². En este sentido, los dos principales artículos corresponden a Juhn, Murphy, and Pierce (1993) y Machado and Mata (2005), los cuales analizan la desigualdad salarial masculina para EEUU y Portugal, respectivamente. En el primer caso, los autores muestran que la desigualdad ha aumentado gracias a un mayor retorno a la experiencia generado por la mayor demanda por trabajadores más calificados. En la misma línea, Machado and Mata (2005) muestra que la desigualdad ha crecido gracias a la composición educacional en la población. No obstante lo anterior, el principal aporte de estos artículos se centra en los métodos de descomposición que proponen, los cuales caracterizan los cambios en desigualdad según las características de la población y la valoración que éstas tienen.

Esta línea de investigación ha sido seguida de cerca por diferentes autores en EEUU y Canadá , diferenciando entre individuos por su calificación, edad y cohorte, y encontrando que el aumento en desigualdad se debe a cambios en oferta y demanda por trabajadores calificados. En primer lugar, podemos mencionar el trabajo de Card and Lemieux (2001) para EEUU, Canadá y Gran Bretaña, comparando las brechas existentes entre trabajadores altamente calificados que pertenecen a diferentes generaciones. El principal resultado de este trabajo es que los trabajadores más jóvenes son más desiguales que aquellos más experimentados, lo cual ha venido de la mano con los cambios en la demanda relativa por uno u otro. Adicionalmente, estos cambios se han debido a las variaciones en las tasas de crecimiento de los diferentes grupos educacionales, lo cual ha ido cambiando desde los años 50. Resultados similares son obtenidos por Boudarbat, Lemieux, and Riddell (2003) en Canadá. En el mismo sentido, Bound and Johnson (1992) encuentra que la desigualdad ha crecido desde lo años 80 en EEUU debido a un aumento en el salario relativo de los trabajadores más educados. Este cambio es mayormente tecnológico, lo cual se ve reflejado

²Para un resumen de esta literatura, véase Katz and Autor (1998) y Fortin, Lemieux, and Firpo (2011).

en un cambio en la demanda por trabajadores más educados.

En el caso de Chile existe numerosa literatura que estudia la desigualdad, sus determinantes y su evolución, para diferentes medidas tanto de ingreso como de otras variables relevantes (véase Sanhueza and Mayer (2011), Larrañaga and Valenzuela (2011), Bravo and Valderrama Torres (2011), Contreras (1999); Contreras and Morone (2002); Contreras (2003); Contreras and Gallego (2007); Contreras, Larrañaga, Puentes, and Rau (2009), Beyer (2011), Ruiz-Tagle (2007) y Cowan and de Gregorio (1996), entre otros). Sin embargo, Eberhard and Engel (2008) –artículo que sigue de cerca a Gosling, Machin, and Meghir (2000)– es el trabajo que se encuentra más directamente relacionado con esta investigación, puesto que usamos el modelo propuesto por ellos para explicar los salarios por hora, usando diferentes regresiones para cada grupo educacional. El modelo está caracterizado por la edad y el cohorte de los individuos e interacciones que permiten diferenciar los perfiles salariales entre cohortes y edades. En el caso de Gosling, Machin, and Meghir (2000), se estudia el caso de trabajadores masculinos en Gran Bretaña, encontrando que el aumento de la desigualdad –el cual comienza en los años 70– se debe al efecto de la variable cohorte, puesto que ésta afecta los salarios de entrada al mercado laboral y el nivel educacional de la población. En el segundo artículo, el cual se aplica para el caso chileno, los autores muestran que la desigualdad ha tendido a disminuir desde los años 90 gracias a una importante caída en la desigualdad entre grupos, lo cual ha sido impulsado por un menor premio salarial para los trabajadores más educados. Dicha evidencia es similar a la presentada en este artículo, aunque las causas difieren entre uno y otro caso.

Finalmente Sapelli (2011) estudia la desigualdad en Chile usando la metodología propuesta por Deaton (1997) para descomponer los salarios entre un efecto año, edad y cohorte. El artículo se enfoca en este último efecto, encontrando un patrón de U invertida. La explicación detrás de esta evidencia tiene que ver con la educación y con el menor premio a la experiencia en cada uno de los extremos de perfil. A pesar de que la metodología empleada no es directamente comparable con la aquí utilizada, la principal conclusión –relacionada con una caída en la desigualdad salarial– se mantiene.

3. Datos

Para el estudio de la evolución de la desigualdad salarial en Chile se utilizará la encuesta Casen (Encuesta de Caracterización Socioeconómica) para los años 1990 a 2009. Esta encuesta es levantada por el Ministerio de Desarrollo Social (ex Ministerio de Planificación) con una frecuencia bi-anual entre los años 1990 y 2000 y tri-anual entre 2003 y 2009, completándose así un total de nueve encuestas en los últimos 20 años. Las principales características de la encuesta Casen radican en su cobertura nacional, con una buena caracterización a nivel regional y provincial, conteniendo información detallada respecto a la educación de los individuos, su nivel de ingreso y su situación laboral.

En esta investigación usaremos datos de trabajadores entre los 23 y 59 años de edad, periodo en el cual se cubre casi íntegramente el ciclo de vida laboral. No se trabajará con datos de mujeres debido a la toma de decisiones de participación en el mercado laboral, lo cual implicaría complejizar el problema en estudio³.

Las unidades estudiadas en este artículo corresponden a celdas caracterizadas por individuos con la misma edad y nivel educacional y que pertenecen a la misma generación o cohorte. Esta última variable se define como la diferencia entre el año de la encuesta y la edad del individuo, lo cual ha sido normalizado de modo que la primera generación sea la número 1. La educación se define tanto por el nivel de calificación de los individuos como por los años de escolaridad que estos tienen, puesto que ambas medidas son complementarias: la primera de ellas informa acerca del máximo grado educacional obtenido por los individuos, mientras que la segunda controla por los años efectivos que éstos se educaron. Con esta información, se construyen los siguientes seis grupos educacionales mutuamente exclusivos:

1. Individuos sin educación o con educación básica incompleta.
2. Educación básica completa.

³Literatura reciente ha mostrado que la conformación de la familia es una variable importante a la hora de tomar la decisión de participar o no en el mercado laboral por parte de las mujeres. Lo anterior hace altamente probable que se pierda continuidad en el mercado laboral, lo cual no es una propiedad deseada para el contexto de nuestro modelo de salarios. Para una revisión de de la literatura respecto a participación femenina en Chile, véase Contreras, Puentes, and Bravo (2005), Contreras, de Mello, and Puentes (2010) y Contreras and Plaza (2010), entre otros.

3. Educación media incompleta.
4. Educación media completa.
5. Educación técnico-profesional y centro de formación técnica (completa e incompleta).
6. Educación universitaria y más (completa e incompleta).

El cuadro 1 presenta estadísticas descriptivas para cada grupo educacional, en cada año de muestra.

Estas seis categorías nos permiten analizar las principales diferencias existentes entre trabajadores de diferente calificación. El primer grupo corresponde al de mínima calificación y sirve como base de comparación respecto al resto de los grupos. El segundo representa parte de las principales reformas educacionales llevadas a cabo durante los años 90, la cual vuelve obligatorio que todos los niños completen su educación básica. Los grupos 3 y 4 permiten controlar por la importancia que tienen la educación secundaria, la cual se ha vuelto un punto importante dentro de la discusión de política pública. En efecto, el completar la educación media es condición necesaria para poder optar a grados educacionales superiores. Finalmente, los grupos 5 y 6 corresponden a los más calificados, los cuales permiten identificar diferencias salariales que surgen por las diferencias en educación en la parte superior de su distribución. Para estos dos grupos se ha considerado los individuos que tienen el grado completo e incompleto para simplificar el análisis.

Con estas definiciones podemos construir 12.432 celdas caracterizadas por seis grupos educacionales, 35 edades diferentes y 56 generaciones⁴. En este trabajo se usará el logaritmo del salario por hora en términos reales, llevando así todas las unidades monetarias a pesos de 2009. Adicionalmente, se elimina aquellos individuos que reportan ingresos (horas trabajadas) positivos, pero cero horas trabajadas (ingreso). Finalmente, se quita de la muestra final aquellos individuos outliers siguiendo el procedimiento de Weber (2010), el cual se detalla en la sección A.

⁴Dada la forma de calcular la generación de un individuo, contamos con información de trabajadores nacidos entre los años 1931 y 1986.

Cuadro 1: Estadística descriptiva por grupo educacional

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Media (sobre log salario por hora)						
1990	6,484	6,575	6,688	6,957	7,298	7,908
1992	6,459	6,573	6,698	6,951	7,284	7,881
1994	6,543	6,757	6,921	7,196	7,505	8,070
1996	6,547	6,646	6,801	7,093	7,564	8,045
1998	6,605	6,745	6,895	7,142	7,512	8,102
2000	6,606	6,729	6,883	7,114	7,498	8,100
2003	6,629	6,765	6,860	7,078	7,480	8,048
2006	6,779	6,887	6,997	7,174	7,542	8,008
2009	6,994	7,042	7,158	7,339	7,699	8,213
Varianza (sobre log salario por hora)						
1990	0,331	0,319	0,335	0,438	0,556	0,669
1992	0,310	0,302	0,341	0,415	0,567	0,668
1994	0,475	0,496	0,474	0,572	0,548	0,596
1996	0,386	0,372	0,394	0,431	0,446	0,581
1998	0,247	0,292	0,321	0,384	0,454	0,513
2000	0,266	0,223	0,313	0,367	0,402	0,508
2003	0,215	0,237	0,262	0,307	0,424	0,557
2006	0,228	0,222	0,263	0,292	0,388	0,570
2009	0,284	0,232	0,292	0,318	0,419	0,574
Porcentaje muestral						
1990	28,953	11,177	18,431	22,898	5,024	13,518
1992	28,371	11,209	19,377	24,953	4,745	11,346
1994	20,994	14,304	20,027	28,505	4,372	11,798
1996	23,507	10,452	17,247	27,105	6,967	14,722
1998	21,143	10,431	18,642	27,657	8,423	13,704
2000	18,396	10,445	17,161	29,294	9,601	15,104
2003	15,816	11,553	17,202	30,335	10,128	14,966
2006	14,432	10,714	16,038	33,913	10,042	14,861
2009	12,560	10,531	13,247	36,977	11,103	15,581

Los grupos educacionales corresponden a: (1) sin educación o educación básica incompleta; (2) educación básica completa; (3) educación media incompleta; (4) educación media completa; (5) educación técnico-profesional; y (6) educación universitaria. Medida salarial en términos reales de 2009. Fuente: Elaboración propia en base a la encuesta Casen.

4. Hechos para la economía chilena

La desigualdad salarial en Chile ha caído desde 1990. La figura 1 muestra que este resultado es robusto para diferentes medidas de desigualdad típicamente utilizadas en la literatura. En particular, podemos ver que medidas clásicas como son el rango intercuantil y el ratio 90/10 alcanzan un máximo en los años 90 y luego caen fuertemente a partir de la década de 2000, con una leve reversión en 2009. La primera parte de este perfil puede ser explicada por el crecimiento observado en Chile durante la primera parte de los años 90, lo cual se tradujo en la mayor entrada de estudiantes a niveles superiores de educación (Eberhard and Engel, 2008). A partir de los años posteriores, dicho acceso a la educación aumenta su cobertura, disminuyendo de este modo la brecha educacional. A pesar de lo anterior, la reversión observada hacia el año 2009 no tiene una interpretación clara. Una posible respuesta a dicho fenómeno puede estar relacionada con cambios en el diseño de la encuesta Casen para dicho año (cambios en la institución encargada de levantar la encuesta y modificación en los meses en que se realizó el trabajo de campo de ésta). Independientemente de la respuesta que se pueda dar para este fenómeno, el patrón decreciente en desigualdad es claro.

La economía chilena ha mostrado un buen desempeño a nivel macroeconómico a pesar de haber enfrentado durante el periodo de estudio dos importantes crisis como son la crisis asiática y la crisis sub-prime. Adicionalmente se llevaron a cabo numerosas reformas como son la implementación del balance estructural (que hace que el gasto de gobierno sea independiente del ciclo económico), reformas educacionales que aumentaron la escolaridad mínima obligatoria y una mayor estabilidad política. A pesar de que todas estos cambios resultan positivos a la hora de dar estabilidad y crecimiento a un país, no han sido vistos necesariamente como signos de desarrollo económico o de mayor igualdad por parte de la población. La forma en cómo se reconcilia la evidencia con la interpretación de las personas puede resultar ser tema de debate.

4.1. Descomposición de varianza

Dada la robustez en la caída de la desigualdad, independientemente de la variable con la cual sea medida, usaremos la varianza del logaritmo de los salarios por hora como la medida preferida para medir desigualdad. La figura 2 presenta la varianza del logaritmo del salario por hora a través del tiempo, incluyendo intervalos de confianza. Lo anterior nos muestra que la medida

preferida de desigualdad ha mostrado una caída genuina a lo largo del tiempo.

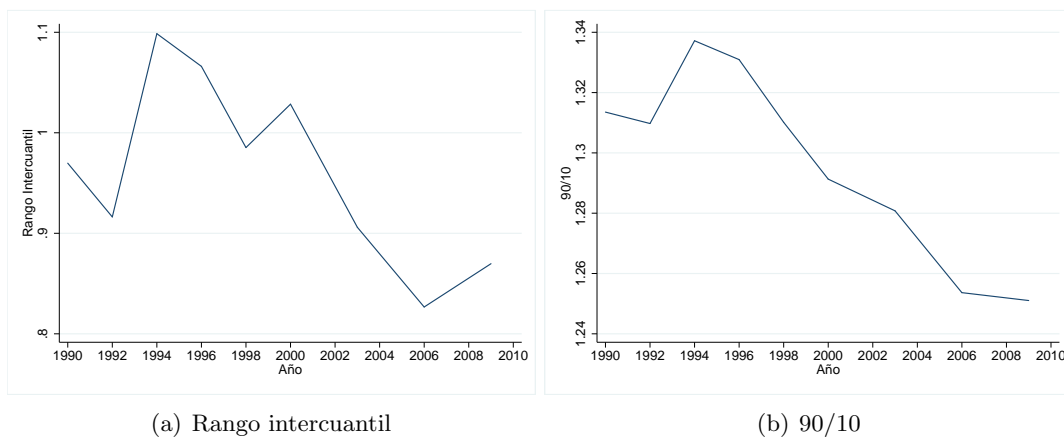
A pesar de algunas críticas sobre esta métrica (Bourguignon, 1979; Foster and Ok, 1999), ésta posee dos propiedades que la hacen atractiva empíricamente. En primer lugar, puede destacarse la facilidad en su cálculo para cualquier variable, y en segundo lugar, se puede descomponer entre la dispersión al interior de diferentes grupos que componen la población (intra-varianza) y la dispersión entre ellos (inter-varianza). En este artículo dividimos la muestra en las diferentes celdas caracterizadas anteriormente, es decir, individuos con la misma edad, y nivel educacional y que pertenecen al mismo cohorte. Dado que esta última variable es linealmente dependiente del año y la edad, y el objetivo es computar la varianza agregada para cada año, podemos ignorar la dimensión de cohorte de las celdas. Con esto en mente, la varianza del logaritmo del salario por hora en el año t puede ser escrita como:

$$\text{var}(w_t) = \underbrace{\sum_{j \in J} \sum_{k \in K} \frac{N_{jkt}}{N_t} \text{var}(w_{jkt})}_{\text{inter-varianza}} + \underbrace{\sum_{j \in J} \sum_{k \in K} \frac{N_{jkt}}{N_t} (\mu_{jkt} - \bar{\mu}_t)^2}_{\text{intra-varianza}} \quad (4.1)$$

donde $\log(W) = w$, μ_{jkt} es la medida de la celda caracterizada por individuos del tipo jk en el año t y $\bar{\mu}_t$ es la media muestral en el año t ⁵. Las características particulares para esta descomposición corresponden a la educación k y a la edad j en el año t . Esto permite diferenciar con mayor claridad las fuentes de la desigualdad.

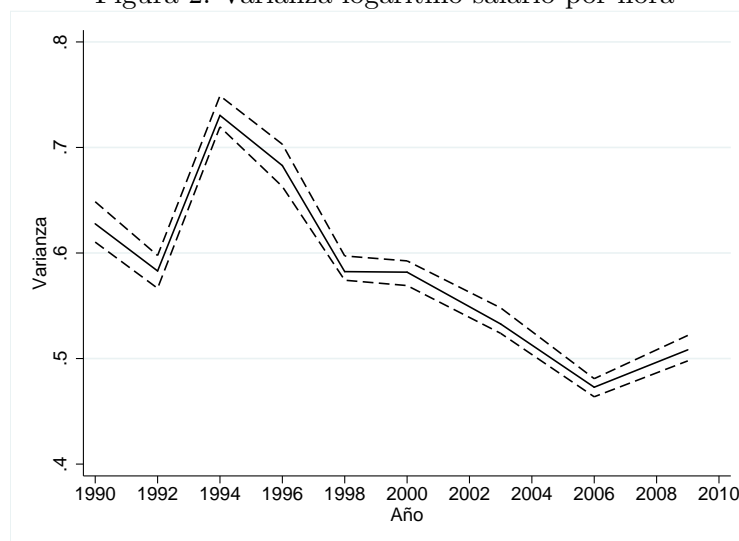
⁵Naturalmente puede considerarse más características de la población a la hora de hacer la descomposición, lo cual añade sumatorias a la expresión.

Figura 1: Medidas de desigualdad (sobre logaritmo salarios por hora)



Medidas calculadas sobre el logaritmo del salario por hora para cada año dentro de la muestra. Medida salarial se encuentra en términos reales de 2009. Fuente: Elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Figura 2: Varianza logaritmo salario por hora

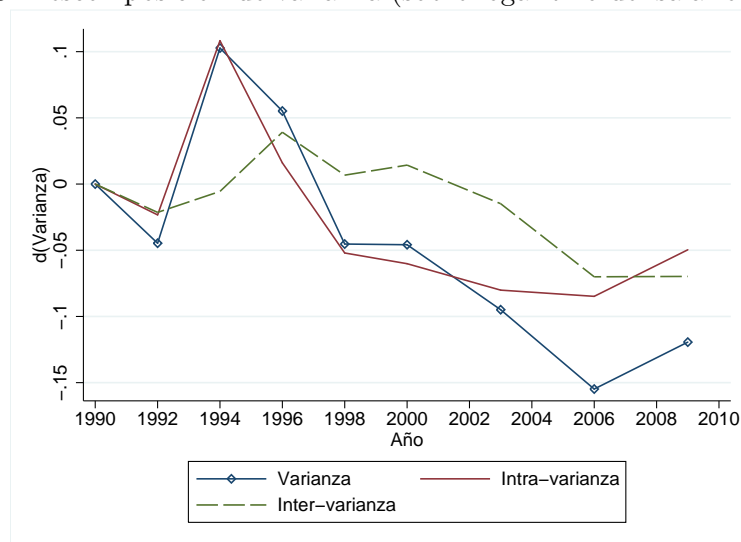


Medida calculada sobre el logaritmo del salario por hora (real) para cada año dentro de la muestra. Intervalos de confianza, corregidos por sesgo, obtenidos a través de bootstrap con 200 replicaciones por año. Fuente: Elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Para el resto del artículo, los resultados serán presentados en diferencias entre el año t y 1990, el cual será considerado como año base. Esta es una forma fácil e intuitiva de presentar la evidencia encontrada puesto que permite observar la evolución de la desigualdad a lo largo del tiempo, sin dejar de tomar en cuenta el nivel de desigualdad inicial. La figura 3 presenta el ejercicio de descomposición y el cuadro 2 muestra los resultados en mayor detalle. Se puede apreciar que

la intra-varianza tiene un nivel de importancia similar al de la inter-varianza, resultado no reportado previamente en la literatura para Chile: esto significa que tanto las diferencias entre grupos educacionales como al interior de ellos son igualmente importantes a la hora de entender el patrón decreciente de la desigualdad. Lo anterior refleja que la brecha educacional ha tendido a cerrarse, lo cual se relaciona con un retorno menos heterogéneo para diferentes grupos y con una menor volatilidad en los salarios para trabajadores de similares características⁶.

Figura 3: Descomposición de varianza (sobre logaritmo del salario por hora)



Descomposición de varianza computada en base a la ecuación (4.1). Fuente: Elaboración propia en base a la encuesta Casen.

⁶Esto puede ser particularmente relevante en la parte alta de la distribución educacional, la cual está compuesta por individuos con diferentes calificaciones y niveles de conocimientos más heterogéneos. Véase Contreras (2002)

Cuadro 2: Descomposición de varianza (sobre logaritmo del salario por hora)

	Varianza	Intra	Inter
1990	0,000	0,000	0,000
1992	-0,045	-0,023	-0,021
1994	0,103	0,108	-0,006
1996	0,055	0,016	0,039
1998	-0,045	-0,052	0,007
2000	-0,046	-0,060	0,014
2003	-0,095	-0,080	-0,015
2006	-0,155	-0,085	-0,070
2009	-0,119	-0,050	-0,070

Medidas calculadas a partir de la varianza del logaritmo de los salarios por hora (ecuación 4.1). Medidas anuales se presentan en diferencias respecto a 1990. Intra corresponde a la intravarianza o varianza al interior de cada grupo. Inter corresponde a la intervarianza o varianza entre grupos. Fuente: Elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Una vez considerados los patrones de desigualdad presentados anteriormente, trataremos de plantear un modelo que nos permita, en primer lugar, replicar los patrones de desigualdad y luego poder identificar las diferentes fuentes de esta evolución. Para ello intentaremos destacar la relevancia que tiene cada grupo educacional en los cambios en desigualdad y el impacto que tienen las diferentes variables incluidas en el modelo a la hora de ver la evolución de la dispersión salarial.

5. Metodologías

En esta sección presentamos las metodologías utilizadas a lo largo de la presentación. En primer lugar, mostramos el modelo teórico para el logaritmo del salario por hora y la forma en que usamos las predicciones derivadas de éste para replicar los momentos empíricos y descomposiciones presentados.

5.1. Modelo empírico

En esta sección presentamos el modelo que explica los salarios por hora de los individuos y la representación que se dará a las predicciones que de él se derivan. Lo anterior permite comparar con la versión empírica de la descomposición de varianza presentada en la ecuación (4.1).

Siguiendo a Gosling, Machin, and Meghir (2000) y Eberhard and Engel (2008), el modelo propuesto postula que el logaritmo del salario por hora de los individuos puede ser explicado por la edad, el cohorte e interacciones de estas variables. La primera de estas variables captura el patrón de ciclo de vida de los trabajadores, mientras que la variable cohorte captura cambios que afectan a generaciones completas. Las interacciones permiten diferenciar el intercepto y la pendiente de los perfiles de ciclo de vida para diferentes generaciones. De no ser incluidas se estaría asumiendo implícitamente que todas las generaciones enfrentan el mismo perfil salarial y, por tanto, el mismo retorno a la experiencia a lo largo de su vida, supuesto que resulta restrictivo. El modelo es estimado para los seis grupos educacionales previamente especificados (véase la sección 3) para así capturar de manera más precisa cómo estas variables afectan a cada uno de los grupos. En el procedimiento no se separa las celdas por el año en que éstas fueron capturadas, lo cual permite identificar el efecto edad y cohorte, evitando el problema de la colinealidad con el año. El modelo se estima a través de un procedimiento que consta de las siguientes etapas:

1. En el primer paso se estima la ecuación (5.1) por OLS para cada grupo educacional

$$\begin{aligned} \log(y_{it}) = & \alpha_0 + \alpha_1 \text{Edad}_{it} + \alpha_2 \text{Edad}_{it}^2 + \alpha_3 \text{Edad}_{it}^3 + \beta_1 \text{Coh}_{it} + \beta_2 \text{Coh}_{it}^2 \\ & + \beta_3 \text{Coh}_{it}^3 + \gamma_1 \text{Edad}_{it} \text{Coh}_{it} + \gamma_2 \text{Edad}_{it}^2 \text{Coh}_{it} + \gamma_3 \text{Edad}_{it} \text{Coh}_{it}^2 + u_{it} \end{aligned} \quad (5.1)$$

donde it denota al individuo i en el año t . Notar que cada individuo pertenece a una celda específica, la cual está caracterizada por una edad, un cohorte y un grupo educacional. La ecuación anterior se estima separadamente para cada grupo educacional. Como se puede notar, el modelo considera polinomios de tercer grado que capturan convexidades y otras no linealidades que pueden ser relevantes en el análisis. Para el siguiente paso usaremos los residuos de este modelo.

2. Se estima una segunda ecuación, donde la variable dependiente corresponde al residuo del paso 1 y los regresores son variables dummies. Siguiendo a Deaton (1997), se utilizan dummies modificadas para todos los periodos a excepción de los dos primeros. De este modo, se garantiza que los efecto año que se estimen son ortogonales al efecto edad y al efecto cohorte y que son de suma cero. Con las predicciones de esta segunda ecuación, se corrige los salarios de (5.1) removiendo de ellos el efecto año. Esta nueva variable, que

corresponde al logaritmo del salario por hora corregido por efecto año, se usa para re-estimar la ecuación (5.1) por medio de mínimos cuadrados ponderados (WLS, weighted least squares), donde el ponderador corresponde al número de individuos de cada celda. Este procedimiento ayuda a controlar por la composición de la muestra, la cual puede sobre-representar ciertas celdas en relación a otras. Los resultados de esta última regresión son los que se presentan en el artículo.

Reconociendo el hecho de que la ecuación (5.1) puede escribirse como $Y = X\beta + U$, lo cual corresponde a la forma tradicional del modelo de regresión clásico, podemos usar las predicciones del modelo para construir la contraparte teórica de la descomposición de varianza, como sigue:

$$\begin{aligned}
 Y &= X\hat{\beta} + \hat{U} \\
 \text{var}(Y) &= \text{var}(X\hat{\beta} + \hat{U}) \\
 \text{var}(Y) &= \underbrace{\text{var}(X\hat{\beta})}_{\text{inter-varianza}} + \underbrace{\text{var}(\hat{U})}_{\text{intra-varianza}}
 \end{aligned}$$

Esta ecuación muestra la contraparte teórica de la descomposición de varianza presentada en la sección 4, donde la varianza de la predicción corresponde a la inter-varianza y la varianza del residuo corresponde a la intra-varianza. La idea detrás de este método es comparar ambas descomposiciones, evaluando de esta forma la capacidad del modelo de replicar los principales momentos empíricos y, por tanto, evaluar su validez dentro de muestra.

5.2. Efectos de variables

Junto con determinar la importancia relativa de cada celda en la descomposición de la varianza, es relevante estudiar cómo afecta cada una de las variables involucradas en el modelo. A partir de lo anterior, se plantea un sencillo ejercicio que nos permite identificar de manera precisa el efecto de la edad, el cohorte y la educación a la hora de descomponer la desigualdad. El procedimiento para determinar estos efectos es como sigue:

1. Efecto edad: para calcular el efecto edad, se procede a realizar la predicción del logaritmo del salario por hora en base a los resultados derivados de la ecuación (5.1), obteniendo el

perfil de desigualdad predicha para diferentes cohortes a través del ciclo de vida. Esto es, se obtiene la siguiente predicción:

$$\begin{aligned} E(\log(y_{it})|\overline{\text{Coh}}_{it}) &= \hat{\alpha}_1 \text{Edad}_{it} + \hat{\alpha}_2 \text{Edad}_{it}^2 + \hat{\alpha}_3 \text{Edad}_{it}^3 + \hat{\beta}_1 \overline{\text{Coh}}_{it} + \hat{\beta}_2 \overline{\text{Coh}}_{it}^2 \\ &+ \hat{\beta}_3 \overline{\text{Coh}}_{it}^3 + \hat{\gamma}_1 \text{Edad}_{it} \overline{\text{Coh}}_{it} + \hat{\gamma}_2 \text{Edad}_{it}^2 \overline{\text{Coh}}_{it} + \hat{\gamma}_3 \text{Edad}_{it} \overline{\text{Coh}}_{it}^2 \end{aligned} \quad (5.2)$$

donde se está tomando la esperanza condicional en un valor fijo para la variable cohorte. Con la predicción anterior, se puede calcular su varianza para cada año, obteniéndose así el efecto en desigualdad (a lo largo del ciclo de vida) al pertenecer a la cohorte $\overline{\text{Coh}}$. Evaluando para diferentes cohortes, se puede obtener diferentes perfiles de desigualdad y con esto evaluar cómo cambia ésta a lo largo del ciclo de vida, para diferentes cohortes.

2. Efecto cohorte: el efecto del cohorte sobre la desigualdad es calculado de manera análoga al efecto edad. El cambio se produce en que la esperanza es condicional en una edad determinada. Lo anterior se traduce en que se realiza la siguiente predicción:

$$\begin{aligned} E(\log(y_{it})|\overline{\text{Edad}}_{it}) &= \hat{\alpha}_1 \overline{\text{Edad}}_{it} + \hat{\alpha}_2 \overline{\text{Edad}}_{it}^2 + \hat{\alpha}_3 \overline{\text{Edad}}_{it}^3 + \hat{\beta}_1 \text{Coh}_{it} + \hat{\beta}_2 \text{Coh}_{it}^2 \\ &+ \hat{\beta}_3 \text{Coh}_{it}^3 + \hat{\gamma}_1 \overline{\text{Edad}}_{it} \text{Coh}_{it} + \hat{\gamma}_2 \overline{\text{Edad}}_{it}^2 \text{Coh}_{it} + \hat{\gamma}_3 \overline{\text{Edad}}_{it} \text{Coh}_{it}^2 \end{aligned} \quad (5.3)$$

expresión que muestra el salario esperado para los individuos de edad $\overline{\text{Edad}}_{it}$. De lo anterior se realiza la estimación de la desigualdad por año.

3. Efecto educación: la importancia de la educación puede ser medida a través de los parámetros estimados para el modelo (5.1), el cual se estima por separado para cada grupo educacional, es decir, se obtienen seis conjuntos de parámetros α , β y γ . Para medir la importancia de la desigualdad, simplemente se realiza la predicción de salarios usando los parámetros de un grupo educacional específico. Esto es:

$$\begin{aligned}
E(\log(y_{it})) = & \hat{\alpha}_1^j \text{Edad}_{it} + \hat{\alpha}_2^j \text{Edad}_{it}^2 + \hat{\alpha}_3^j \text{Edad}_{it}^3 + \hat{\beta}_1^j \text{Coh}_{it} + \hat{\beta}_2^j \text{Coh}_{it}^2 \\
& + \hat{\beta}_3^j \text{Coh}_{it}^3 + \hat{\gamma}_1^j \text{Edad}_{it} \text{Coh}_{it} + \hat{\gamma}_2^j \text{Edad}_{it}^2 \text{Coh}_{it} + \hat{\gamma}_3^j \text{Edad}_{it} \text{Coh}_{it}^2 \quad \forall j = 1, \dots, 6
\end{aligned} \tag{5.4}$$

donde $j = 1, \dots, 6$ indica que los parámetros empleados en la predicción corresponden a los del grupo educacional j , lo cual se asocia a dejar fijos los precios para la edad, el cohorte y las interacciones. De este modo, el precio de las diferentes habilidades evaluadas en este artículo se mantiene constante y se puede comparar entre los diferentes perfiles predichos (uno para cada grupo educacional) el efecto de la educación sobre la desigualdad.

Una vez presentadas las diferentes metodologías empleadas a lo largo del artículo, pasamos a revisar en detalle los resultados de las diferentes estimaciones.

6. Resultados

6.1. Regresiones

El cuadro 10 de la sección B muestra los resultados de las regresiones para cada grupo educacional en base al modelo descrito en la sección 5.1. Algunas conclusiones que se pueden obtener de estas regresiones se enumeran a continuación:

1. A excepción del grupo 5, todos los grupos educacionales presentan, al menos, un efecto lineal para el ciclo de vida. Para el primer grupo –individuos sin educación– este efecto es cóncavo, es decir, se obtiene un salario creciente a tasa decreciente. Con esto tenemos que la experiencia es un componente importante a la hora de determinar los salarios y resulta ser más valorado en el caso de los individuos con más educación. Los parámetros en el caso de los grupos con menos educación resultan ser más grandes, lo cual da la idea parcial de que esta variable es más relevante para ellos, puesto que existen interacciones que son relevantes y que cambian la importancia relativa de una y otra variable.
2. Por otro lado, se tiene que el efecto cohorte es cóncavo para todos los grupos educacionales y es particularmente relevante para los grupos medianos de la distribución de educación. La concavidad del patrón implica que generaciones más nuevas obtienen un mayor premio

en relación a las generaciones más antiguas, pero dicha ganancia está acotada. Este resultado es intuitivo pues nuevas generaciones tienen acceso a nuevas tecnologías y métodos educacionales que permiten mejorar la productividad, obteniendo así mejores salarios por hora. Estos dos primeros puntos sólo están relacionados con los parámetros obtenidos por medio de las regresiones pero no consideran las interacciones entre ambos componentes, elemento que permite caracterizar de mejor forma los patrones salariales predichos.

3. En términos de las interacciones, al menos las lineales resultan ser estadísticamente significativas. Con esto se demuestra que los perfiles salariales de ciclo de vida difieren tanto en pendiente como en intercepto entre diferentes generaciones. Dadas las magnitudes de las variables involucradas en la predicción, el bajo valor de los parámetros hace más difícil interpretar económicamente los resultados.
4. Dado que en el segundo paso del procedimiento de estimación, en el cual se controla por el efecto año, se elimina la constante, el R^2 de la regresión pierde relevancia en el análisis. Adicionalmente, el número de individuos que aparece en el cuadro corresponde al número exacto de individuos que se usó en cada regresión y no al total de la población que representan.

A continuación se analiza la descomposición de la desigualdad derivada de las predicciones realizadas a partir del modelo teórico que se ha planteado.

6.2. Descomposición de varianza

Como se analizó anteriormente, es posible descomponer la desigualdad total del logaritmo del salario por hora entre una medida de desigualdad entre grupos y una medida al interior de cada uno de estos. Dichas medidas son típicamente nombradas como desigualdad between y within, respectivamente, y en la literatura se asocian con la parte predicha y la parte residual de un modelo de salarios. Dicha descomposición se presenta en el cuadro 3 para cada año de la muestra. Como podemos notar, la varianza residual ha tendido a decrecer en relación a 1990, a excepción de los años 1994 y 1996, en donde fue levemente superior. Lo mismo puede observarse en el caso de la desigualdad predicha, salvo que los incrementos se produjeron en los años 1996 y 1998. Comparando con el cuadro 2, notamos que los resultados de la descomposición del modelo son similares a los que se puede obtener al descomponer directamente los salarios. Más aún,

encontramos que la desigualdad residual presenta cambios de mayor magnitud que la desigualdad predicha entre los años 1992 y 2006, situación que se revierte en el año 2009. La descomposición anterior hace que el modelo sea una alternativa válida para replicar la descomposición de la desigualdad salarial, lo cual permite avanzar a determinar la importancia relativa de cada grupo educacional en el ejercicio, junto con el efecto que tiene la edad y el cohorte en los niveles de desigualdad.

Cuadro 3: Descomposición de varianza empírica (sobre logaritmo salario por hora)

	Residual	Predicha
1990	0,000	0,000
1992	-0,023	-0,014
1994	0,104	-0,013
1996	0,019	0,023
1998	-0,055	0,009
2000	-0,062	0,016
2003	-0,084	-0,008
2006	-0,090	-0,042
2009	-0,050	-0,075

Descomposición calculada a partir de las predicciones y del residuo obtenidos de los resultados del modelo (5.1) (véase cuadro 9). Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Los cuadros 4 y 5 muestran la descomposición de desigualdad por grupo educacional. En el primero de estos cuadros se descompone la desigualdad residual por año y grupo educacional, mientras que en el segundo de ellos se descompone la desigualdad predicha. Para el primer cuadro notamos que todos los grupos educacionales han tendido a decrecer en el tiempo, a excepción del grupo 5, el cual corresponde a individuos de educación técnico-profesional, el cual ha tendido a aumentar su desigualdad a lo largo del tiempo. Comparando en términos de magnitud de los movimientos, apreciamos que es el primer grupo –aquellos que tienen como máximo educación básica incompleta– quien lidera las caídas en la desigualdad a lo largo del tiempo, vale decir, es este grupo el que ha disminuido más sus niveles de desigualdad en los últimos 20 años. En el caso de la desigualdad predicha (cuadro 5) se tienen resultados más heterogéneos: dependiendo del grupo en análisis se puede establecer la dirección de los movimientos de la desigualdad. No obstante lo anterior, se destaca el hecho de que el grupo 6, el cual está caracterizado por aquellos individuos con educación universitaria, es el que lidera las caídas en la desigualdad, la cual ha caído consistentemente desde 1990. En concreto, tenemos que hacia 2009 el grupo menos educado

explica más del 100 % de la caída de la desigualdad residual, puesto que otros grupos hacen que la desigualdad vaya en la dirección contraria, mientras que el grupo más educado explica un 57 % de la caída de la desigualdad predicha.

Cuadro 4: Descomposición de la varianza residual por nivel educacional. Predicciones del modelo (5.1).

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
1990	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
1992	-0,009	-0,001	0,002	0,002	-0,002	-0,016
1994	0,004	0,036	0,032	0,056	-0,004	-0,019
1996	-0,004	0,004	0,005	0,017	0,002	-0,005
1998	-0,043	-0,004	-0,004	0,007	0,008	-0,020
2000	-0,046	-0,010	-0,008	0,009	0,008	-0,014
2003	-0,061	-0,006	-0,015	-0,006	0,013	-0,010
2006	-0,061	-0,009	-0,018	0,001	0,008	-0,010
2009	-0,059	-0,009	-0,021	0,022	0,018	-0,002

Descomposición calculada a partir de las predicciones y del residuo obtenidos de los resultados del modelo (5.1) (véase la sección 5.1 y el cuadro 9). Cada columna corresponde a cada grupo educacional, los cuales son: (1) sin educación o educación básica incompleta; (2) educación básica completa; (3) educación media incompleta; (4) educación media completa; (5) educación técnico-profesional; y (6) educación universitaria. Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Cuadro 5: Descomposición de la varianza predicha por nivel educacional. Predicciones del modelo (5.1).

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
1990	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
1992	-0,002	-0,001	0,000	0,003	0,000	-0,013
1994	-0,002	0,001	0,002	0,004	0,000	-0,018
1996	0,008	0,002	0,005	0,000	0,005	0,003
1998	0,004	0,002	0,005	-0,001	0,007	-0,009
2000	0,003	0,004	0,007	-0,001	0,009	-0,005
2003	-0,008	0,004	0,006	-0,003	0,005	-0,013
2006	-0,018	0,002	0,004	-0,004	0,003	-0,028
2009	-0,028	0,001	0,001	-0,004	-0,002	-0,043

Descomposición calculada a partir de las predicciones y del residuo obtenidos de los resultados del modelo (5.1) (véase la sección 5.1 y el cuadro 9). Cada columna corresponde a cada grupo educacional, los cuales son: (1) sin educación o educación básica incompleta; (2) educación básica completa; (3) educación media incompleta; (4) educación media completa; (5) educación técnico-profesional; y (6) educación universitaria. Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

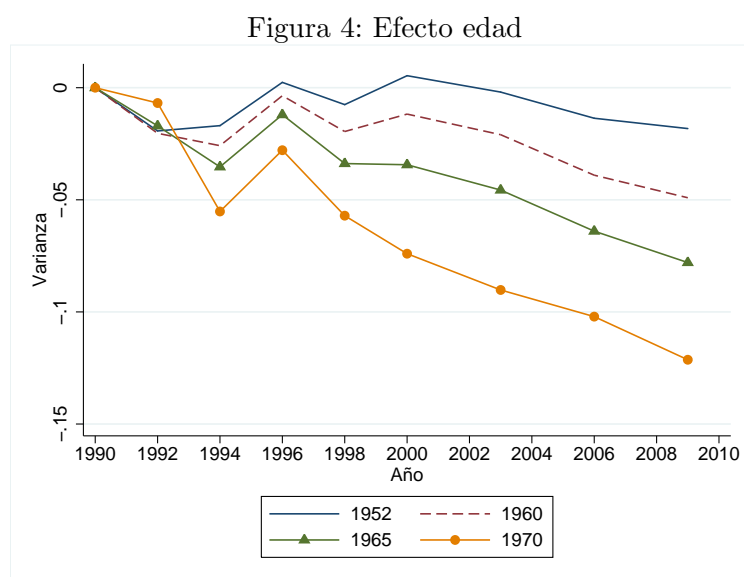
En síntesis, tenemos que tanto la varianza residual como la varianza predicha son relevantes para

entender las caídas en la desigualdad agregada a lo largo del tiempo. Estos movimientos son guiados por los grupos extremos de educación. En particular, la caída en la desigualdad residual se debe a la caída en la medida para el grupo 1, mientras que la caída en la desigualdad predicha es liderada por el grupo 6.

6.3. Efectos de variables

Una vez analizados los efectos que tienen cada grupo educacional en las variaciones de la desigualdad agregada, es relevante analizar qué efecto tiene cada una de las variables consideradas en el modelo teórico (edad, cohorte y educación). Con este fin, se aplica la metodología propuesta en la sección 5.2. Los resultados de estos ejercicios se presentan a continuación.

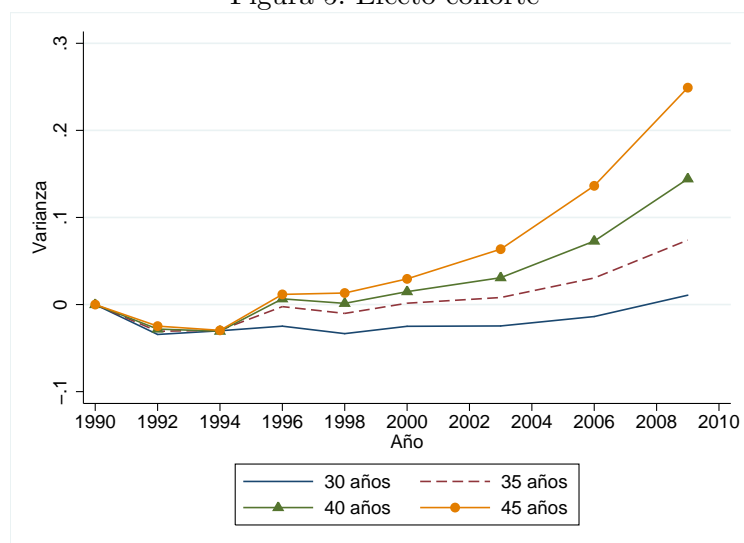
Efecto edad. La figura 4 muestra los resultados del ejercicio de predicción para determinar el efecto edad. Graficando éste para cuatro cohortes, notamos que el efecto de la edad es negativo, vale decir, los cambios en la desigualdad obtenida a lo largo del ciclo de vida, tanto para generaciones más nuevas como para generaciones más antiguas, hacen disminuir la desigualdad. En este sentido, se tendría que el premio por experiencia tiende a homogeneizarse en el ciclo de vida, lo cual es robusto para diferentes generaciones.



Efectos calculados en base a la ecuación (5.2) (véase la sección 5.2). Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Efecto cohorte. La figura 5 ilustra los cambios en la predicción de la desigualdad a través de diferentes cohortes, evaluado en diferentes puntos del ciclo de vida. Como bien se puede notar, la desigualdad por cohorte es mayor a medida que evaluamos en puntos más avanzados del ciclo de vida. Esto es, trabajadores de generaciones más recientes tenderán a ser más desiguales que aquellos de generaciones más viejas, lo cual es consistente para diferentes edades en que se esté evaluando la predicción. La existencia de nuevas tecnologías a lo largo del tiempo y las diferencias en el acceso a éstas puede estar incidiendo en este resultado, puesto que las generaciones más antiguas tendrían un acceso a tecnologías más homogéneas.

Figura 5: Efecto cohorte

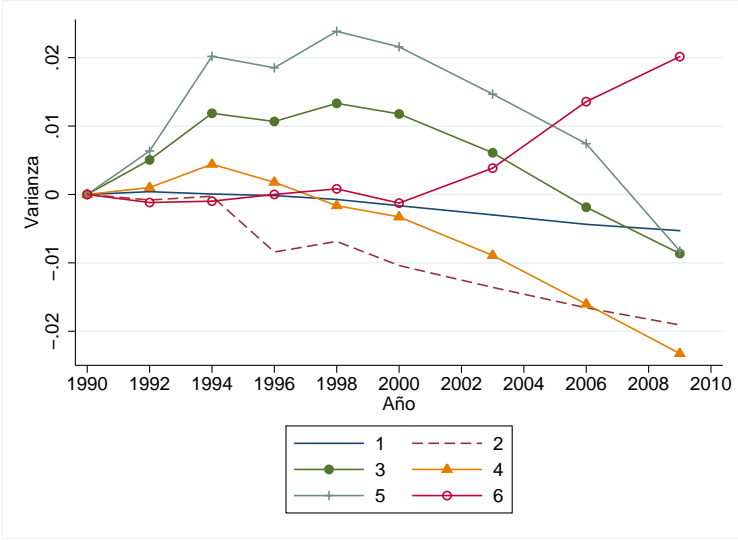


Efectos calculados en base a la ecuación (5.3) (véase la sección 5.2). Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Efecto educación. Finalmente, la figura 6 muestra las predicciones usando los parámetros de los diferentes grupos educacionales. Es posible notar que los perfiles de desigualdad son crecientes durante los años 90 para las predicciones en base a los grupos 3, 4 y 5 (educación media incompleta hasta educación técnico-profesional), situación que se revierte durante la década de 2000, hasta llegar a niveles menores a los de 1990. Caídas a lo largo de todos los años son observadas para las predicciones derivadas de los parámetros de los grupos 1 y 2 (individuos sin educación y con educación básica completa). El único caso que muestra un comportamiento diferente en relación al resto de los grupos, corresponde a las predicciones derivadas de los parámetros del grupo de mayor educación. Como se ve en la figura, las predicciones obtenidas usando los precios

del grupo de educación universitaria han tendido a ser mayores que en 1990. Esto represente evidencia acerca de que para este grupo se valora de una manera diferente la edad y el cohorte de los individuos, de modo que estas características tienden a incrementar la desigualdad. No obstante lo anterior, gracias a importantes efectos de composición en la predicción –donde se está combinando información de individuos de diferentes grupos y, por tanto, con diferentes características– la conclusión más clara que se puede extraer de la figura es que es relevante incluir y diferenciar todas las categorías educacionales en el análisis, gracias a las diferentes valoraciones de sus características y las implicancias que ésto tiene en desigualdad.

Figura 6: Efecto educación



Efectos calculados en base a la ecuación (5.4) (véase la sección 5.2). Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

7. Robustez

Los ejercicios anteriormente realizados muestran con claridad la relevancia de diferentes elementos. En primer lugar, es importante poder separar el análisis por diferentes grupos, los cuales están caracterizados por celdas de individuos de una misma edad, cohorte y nivel educacional. De la mano con lo anterior, es importante realizar la estimación por separado para cada grupo educacional para así precisar el impacto de esta variable en la importancia que tiene la edad y el cohorte en la determinación de los salarios. Esto además lleva a entender cómo impacta la evolución de la desigualdad de cada uno de estos grupos en los cambios de la desigualdad

agregada. Finalmente, se extraen conclusiones relevantes acerca de la forma en que cada variable comprendida en el modelo hace variar la desigualdad. Sin embargo, todos estos ejercicios pueden verse mejorados al hacer un mejor control de las características observables de los salarios, es decir, pueden existir variables relevantes omitidas a lo largo del ejercicio, lo cual puede cambiar la importancia relativa que tienen el residuo y la parte predicha de la desigualdad. Para tratar este punto, agregamos a la especificación inicial dada en la ecuación (5.1) una serie de controles que pueden ser importantes en la determinación salarial. Estos son:

1. Rama ocupacional: consideramos nueve ramas ocupacionales caracterizadas a través de variables dummies. Éstas pueden capturar diferencias salariales relevantes en una economía como la chilena, la cual se encuentra fuertemente dominada por el sector minero. Con todo, se puede realizar un buen control a través de las siguientes categorías:
 - a) Actividades no especificadas (se incluye actividades vinculadas a sectores de electricidad, gas y combustible).
 - b) Agricultura, caza y silvicultura.
 - c) Explotación minera y de canteras.
 - d) Industria manufacturera.
 - e) Construcción.
 - f) Comercio mayor/menor, restaurantes y hotelería.
 - g) Transporte y comunicaciones.
 - h) Establecimientos financieros y seguros.
 - i) Servicios comunales y sociales.
2. Región: de la mano con el ítem anterior, pueden existir diferencias regionales que puedan ser importantes a la hora de determinar los salarios y la desigualdad. Debido a que la nueva regionalización de Chile se efectuó en 2006, se optó por seguir con la regionalización antigua, por cuanto contamos con 13 regiones (las 12 regiones habituales y la región Metropolitana). Las regiones están caracterizadas por variables dummies.
3. Tamaño de la empresa: es probable que existan diferencias relevantes en los salarios pagados a trabajadores de empresas de diferentes tamaños. Por ello se ha separado en tres grupos de empresas según el número de trabajadores de éstas:

- a) Microempresas: corresponde a empresas con hasta nueve trabajadores.
- b) Pequeñas y medianas empresas (pymes): empresas cuya planta posee entre diez y 199 trabajadores.
- c) Grandes empresas: empresas con al menos 200 trabajadores.

Nuevamente, cada una de estas clasificaciones viene dada por una variable dummy.

4. Contrato de trabajo: finalmente controlamos por las posibles diferencias salariales y en desigualdad que pueden venir de la formalidad del trabajo. Para esto contamos con una variable binaria que toma el valor uno en caso de que el trabajador posea contrato de trabajo y cero en caso contrario. Se consideró a un trabajador con contrato de trabajo cuando éste responde afirmativamente a la pregunta, independientemente de si él lo posee o no. En caso de no saber se califica como una respuesta negativa.

Con estos nuevos controles definidos, pasamos a aplicar el mismo procedimiento de estimación desarrollado en la sección 5.1, sólo que se agrega en cada paso estos nuevos controles. En el cuadro 10 de la sección B.2 se presenta los resultados de las regresiones por grupo educacional usando estos nuevos regresores (parámetros de estos últimos no son reportados pero son estadísticamente significativos). Como bien se puede apreciar, las principales conclusiones derivadas de éste se mantienen, entregando cierta robustez a los resultados preliminares presentados en el cuadro 9.

Para mejorar la comparabilidad de los resultados en relación a lo presentado en la sección 6, la parte predicha se realiza asumiendo que no existen los nuevos regresores, es decir, se ignora el efecto de la rama ocupacional, región, tamaño de la empresa y contrato de trabajo. De este modo se atribuye de forma precisa la importancia que tiene la edad y el cohorte en los salarios y en la desigualdad. Para el caso del residuo si se incorpora la información de estos nuevos regresores, lo cual ajusta de manera correcta el efecto que realmente tiene el residuo en la descomposición de varianza.

A continuación se presentan los resultados bajo este esquema modificado.

7.1. Descomposición de varianza

En el cuadro 6 se muestran los resultados de la descomposición de varianza a partir del ejercicio de robustez propuesto. Como se puede ver, se tiene que la magnitud de los cambios en la varianza residual son menores a los presentados en el primer ejercicio, medida que se reduce a la mitad de lo observado en el ejercicio inicial (cuadro 3), mientras que lo contrario ocurre para los cambios en la varianza predicha, lo cual resulta ser de menor magnitud que en el caso de la desigualdad residual. Como se puede notar, con el ejercicio de robustez los cambios en la desigualdad residual pasan a explicar un 19 % de los cambios en la varianza agregada, medida que antes era del 42 %. En el caso de la desigualdad predicha, ésta pasa de explicar un 63 % a un 68 % de los cambios en la desigualdad total. Este ejercicio nos provee evidencia acerca de la necesidad de incorporar regresores adicionales al modelo, para así capturar de mejor manera la relevancia que tiene uno y otro componente en los cambios de la desigualdad.

Cuadro 6: Descomposición de varianza empírica (sobre logaritmo salario por hora, ejercicios de robustez)

	Residual	Predicha
1990	0,000	0,000
1992	-0,020	-0,012
1994	0,125	-0,011
1996	0,012	0,014
1998	-0,049	0,001
2000	-0,055	0,005
2003	-0,069	-0,019
2006	-0,068	-0,051
2009	-0,023	-0,081

Descomposición calculada a partir de las predicciones y del residuo obtenidos de los resultados del modelo (5.1) modificado en base a nuevos regresores (véase la sección 7 y el cuadro 10). Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Haciendo la descomposición por grupo educacional (cuadros 7 y 8) notamos que las principales conclusiones del ejercicio sin controles adicionales se mantiene (véase cuadros 4 y 5). Esto es, en el caso de los cambios en la desigualdad residual, el grupo de menos educación sigue siendo el más relevante a la hora de explicar dichos cambios, mientras que el grupo de más educación es el que tiene mayor injerencia en los cambios de la varianza predicha.

Cuadro 7: Descomposición de la varianza residual por nivel educacional. Predicciones del modelo ampliado (ejercicios de robustez).

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
1990	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
1992	-0,006	-0,001	0,003	0,000	0,001	-0,018
1994	0,007	0,034	0,036	0,063	0,000	-0,015
1996	-0,003	0,003	0,003	0,013	0,005	-0,008
1998	-0,034	-0,004	-0,005	0,003	0,009	-0,017
2000	-0,036	-0,010	-0,009	0,003	0,007	-0,010
2003	-0,049	-0,005	-0,013	-0,007	0,016	-0,011
2006	-0,048	-0,008	-0,014	0,001	0,011	-0,009
2009	-0,045	-0,006	-0,017	0,023	0,021	0,002

Descomposición calculada a partir de las predicciones y del residuo obtenidos de los resultados del modelo (5.1) modificado en base a nuevos regresores (véase la sección 7 y el cuadro 10). Cada columna corresponde a cada grupo educacional, los cuales son: (1) sin educación o educación básica incompleta; (2) educación básica completa; (3) educación media incompleta; (4) educación media completa; (5) educación técnico-profesional; y (6) educación universitaria. Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Cuadro 8: Descomposición de la varianza predicha por nivel educacional. Predicciones del modelo ampliado (ejercicios de robustez).

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
1990	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
1992	-0,002	-0,001	0,000	0,003	0,000	-0,012
1994	-0,003	0,001	0,002	0,004	0,000	-0,015
1996	0,005	0,001	0,004	0,001	0,003	0,000
1998	0,001	0,000	0,005	0,000	0,005	-0,010
2000	0,000	0,002	0,006	-0,001	0,006	-0,008
2003	-0,010	0,002	0,006	-0,002	0,003	-0,017
2006	-0,018	-0,001	0,004	-0,004	0,001	-0,032
2009	-0,027	-0,002	0,001	-0,005	-0,002	-0,046

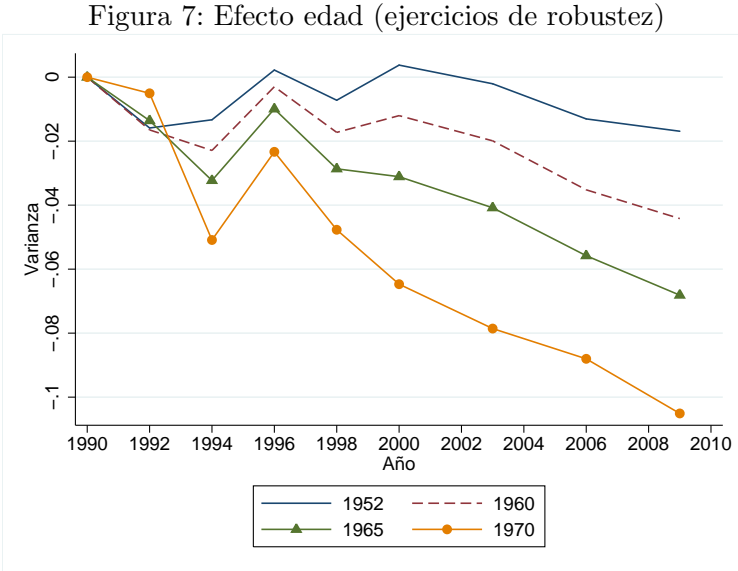
Descomposición calculada a partir de las predicciones y del residuo obtenidos de los resultados del modelo (5.1) modificado en base a nuevos regresores (véase la sección 7 y el cuadro 10). Cada columna corresponde a cada grupo educacional, los cuales son: (1) sin educación o educación básica incompleta; (2) educación básica completa; (3) educación media incompleta; (4) educación media completa; (5) educación técnico-profesional; y (6) educación universitaria. Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

7.2. Efectos de variables

Los efectos que tiene cada una de las variables son presentados en las figuras 7, 8 y 9. La principal diferencia que se puede notar respecto al caso preliminar (figuras 4, 5 y 6) es un cambio en la magnitud de estos efectos, pero no en la conclusión principal de cada uno. En el caso del efecto

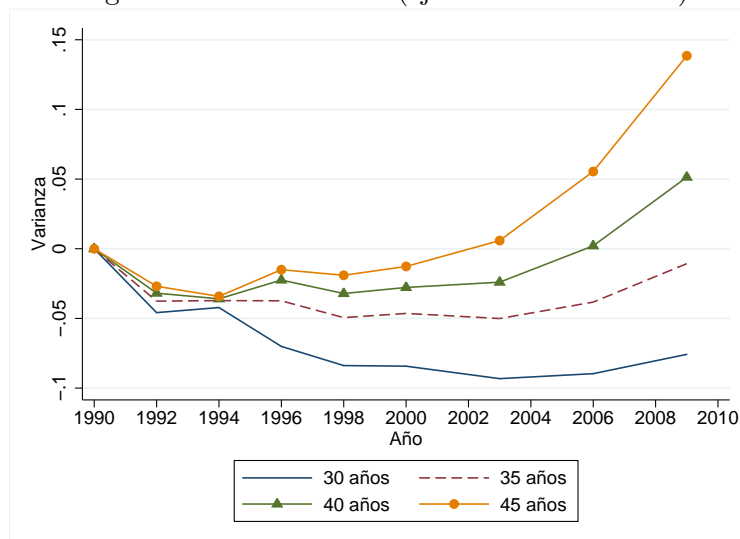
edad, nuevamente notamos que para diferentes generaciones hay menos desigualdad a lo largo del ciclo de vida, aunque la magnitud de estos cambios en el tiempo es menor. Para el efecto de la cohorte se tienen perfiles similares a los presentados anteriormente, pero en algunos casos se tiene algunos efectos negativos. Lo anterior nos lleva a evaluar con una nota de precaución los resultados de este efecto, el cual parece depender en alguna medida de los regresores considerados. A pesar de lo anterior, la magnitud de estos efectos es menor que en el caso sin controles adicionales. Finalmente, se tiene las mismas conclusiones para el efecto de la educación, nuevamente con magnitudes menores que en el caso preliminar. Es decir, los efectos derivados para todos los grupos educacionales muestran una tendencia creciente en desigualdad, para luego caer hacia el final de la muestra, hecho que no se observa en el caso del grupo con más educación, el cual muestra un patrón creciente a través de los años.

La principal conclusión que de estas figuras se extrae, es que el efecto de las variables del modelo es bastante robusto a la especificación de la ecuación para el salario, pero que las magnitudes de dichos efectos cambia dependiendo de dicha especificación, incluso pudiendo pasar en algunos casos a la dirección contraria de la esperada.



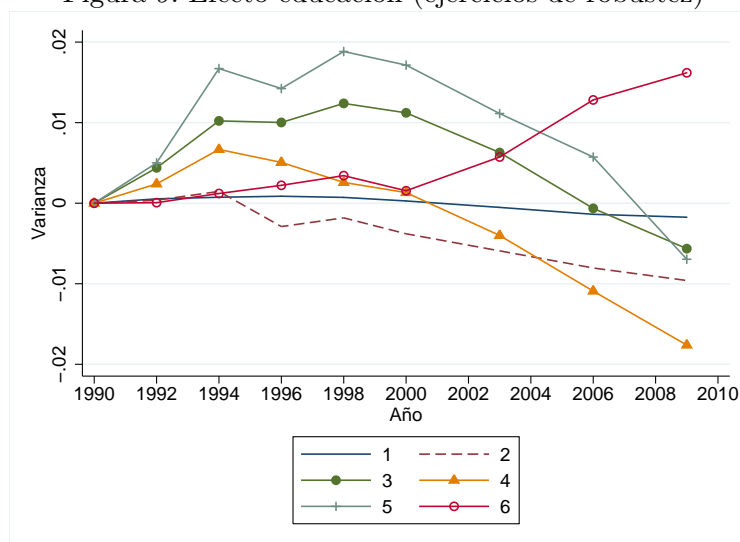
Efectos calculados en base a la versión modificada de la ecuación (5.2) (véase las secciones 5.2 y 7.2). Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Figura 8: Efecto cohorte (ejercicios de robustez)



Efectos calculados en base a la versión modificada de la ecuación (5.3) (véase la sección 5.2). y 7.2). Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

Figura 9: Efecto educación (ejercicios de robustez)



Efectos calculados en base a la versión modificada de la ecuación (5.3) (véase la sección 5.2).Fuente: elaboración propia en base a la encuesta Casen.

8. Conclusiones

A lo largo de este estudio se analiza en detalle la desigualdad salarial en Chile y su evolución para hombres. Como hemos visto, el patrón decreciente se debe tanto a una caída en la varianza

entre los diferentes grupos educacionales (inter-varianza), como a una caída en la desigualdad al interior de cada uno de ellos (intra-varianza). Estos cambios pueden ser explicados a través de las predicciones de un sencillo modelo para el logaritmo del salario por hora, del cual se puede replicar los patrones observados en desigualdad. En particular, se destaca que la caída en la desigualdad predicha explica un 63% de la caída en la desigualdad total, mientras que el movimiento de la desigualdad residual explica un 42%. Mirando con más detalle la importancia en la determinación de los salarios, encontramos que la desigualdad aumenta con el efecto de la edad y disminuye en mayor magnitud con la generación o variable cohorte. El elemento más importante detrás de esta caída corresponde a la disminución de la desigualdad en el grupo con menos educación.

Adicionalmente encontramos que al incluir una serie de regresores adicionales al modelo (como son el tamaño de la empresa, la rama ocupacional, la región y el poseer contrato de trabajo), se mantiene la idea de que ambos componentes son relevantes para comprender las fluctuaciones de la desigualdad (inter e intra-varianza). No obstante lo anterior, se tiene un incremento moderado en la relevancia de la inter-varianza y una fuerte caída –cercana al 50%– en la importancia de la intra-varianza (la relevancia de la desigualdad predicha pasa a ser del 68%, mientras que la de la desigualdad residual pasa a ser de 19%). Adicionalmente se mantiene la mayor importancia de los grupos extremos de educación en la evolución de la desigualdad. Finalmente, las mismas conclusiones respecto al impacto de las diferentes variables sobre la desigualdad pueden ser extraídas. Las únicas diferencias se dan en la magnitud de los efectos, los cuales resultan ser menores que en el caso sin controles adicionales.

Referencias

- BEYER, H. (2011): “¿Qué Veinte Años no son Nada? Una Mirada a la Desigualdad de Ingresos a Partir de las Encuestas Casen,” *Estudios Públicos*, (121), 5–33.
- BOUDARBAT, B., T. LEMIEUX, AND C. RIDDELL (2003): “Recent Trends in Wage Inequality and the Wage Structure in Canada,” .
- BOUND, J., AND G. JOHNSON (1992): “Changes in the Structure of Wages in the 1980 ’ s : An Evaluation of Alternative Explanations,” *The American Economic Review*, 82(3), 371–392.
- BOURGUIGNON, F. (1979): “Decomposable Income Inequality Measures,” *Econometrica*, 47(4), 901–920.
- BRAVO, D., AND J. VALDERRAMA TORRES (2011): “The Impact of Income Adjustments in the Casen Survey on the Measurement of Inequality in Chile,” *Estudios de Economía*, 38(1), 43–65.
- BUCHINSKY, M. (1994): “Changes in the U. S. Wage Structure 1963-1987 : Application of Quantile Regression,” *Econometrica*, 62(2), 405–458.
- (1995): “Quantile Regression, Box-Cox Transformation Model, and the U.S. Wage Structure, 1963-1987,” *Journal of Econometrics*, 65(1), 109–154.
- CARD, D., AND T. LEMIEUX (2001): “Can Falling Supply Explain the Rising Return to College for Younger Men? A Cohort-Based Analysis,” *The Quarterly Journal of Economics*, 116(2), 705–746.
- CONTRERAS, D. (1999): “Distribución del Ingreso en Chile. Nueve Hechos y Algunos Mitos,” *Perspectivas*, 2(2), 311–332.
- (2002): “Explaining Wage Inequality in Chile. Does Education Really Matter?,” *Journal of Income Distribution*, 11(1-2), 53–76.
- (2003): “Poverty and Inequality in a Rapid Growth Economy : Chile 1990-96,” *Journal of Development Studies*, 39(3), 181–200.
- CONTRERAS, D., L. DE MELLO, AND E. PUENTES (2010): “The Determinants of Labour Force Participation and Employment in Chile,” *Applied Economics*, pp. 1–12.

- CONTRERAS, D., AND S. GALLEGO (2007): “Descomponiendo la Desigualdad Salarial en América Latina: Una Década de Cambios,” .
- CONTRERAS, D., O. LARRAÑAGA, E. PUENTES, AND T. RAU (2009): “Evidence for Inequality of Opportunities. A Cohort Analysis for Chile,” .
- CONTRERAS, D., AND P. MORONE (2002): “Inequality , Segregation and the Chilean Labour Market,” .
- CONTRERAS, D., AND G. PLAZA (2010): “Cultural Factors in Women’s Labor Force Participation in Chile,” *Feminist Economics*, 16(2), 27–46.
- CONTRERAS, D., E. PUENTES, AND D. BRAVO (2005): “Female Labour Force Participation in Greater Santiago, Chile: 1957-1997. A Synthetic Cohort Analysis,” *Journal of International Development*, 17(2), 169–186.
- COWAN, K., AND J. DE GREGORIO (1996): “Distribución y obreza en Chile: ¿Estamos mal? ¿Ha habido progresos? ¿Hemos retrocedido?,” *Estudios Públicos*, 64, 28–56.
- DEATON, A. (1997): *The Analysis of Household Surveys*. World Bank.
- EBERHARD, J., AND E. ENGEL (2008): “The Educational Transition and Decreasing Wage Inequality in Chile,” .
- FITZENBERGER, B., R. HUJER, T. E. MACURDY, AND R. SCHNABEL (2001): “Testing for Uniform Wage Trends in West-Germany : A Cohort Analysis Using Quantile Regressions for Censored Data,” *Empirical Economics*, 26(1), 41–86.
- FITZENBERGER, B., R. SCHNABEL, AND G. WUNDERLICH (2004): “The Gender Gap in Labor Market Participation and Employment: A Cohort Analysis for West Germany,” *Journal of Population Economics*, 17(1), 83–116.
- FITZENBERGER, B., AND G. WUNDERLICH (2002): “Gender Wage Differences in West Germany: A Cohort Analysis,” *German Economic Review*, 3(4), 379–414.
- FORTIN, N., T. LEMIEUX, AND S. FIRPO (2011): “Decomposition Methods in Economics,” *Handbook of Labor Economics*, 4, 1–102.

- FOSTER, J., AND E. OK (1999): “Lorenz Dominance and the Variance of Logarithms,” *Econometrica*, 67(4), 901–907.
- GOSLING, A., S. MACHIN, AND C. MEGHIR (2000): “The Changing Distribution of Male Wages in the U.K.,” *The Review of Economic Studies*, 67(4), 635–666.
- HAO, L., AND D. NAIMAN (2007): *Quantile Regression*.
- JUHN, C., K. MURPHY, AND B. PIERCE (1993): “Wage Inequality and the Rise in Returns to Skill,” *The Journal of Political Economy*, 101(3), 410–442.
- KATZ, L., AND D. H. AUTOR (1998): “Changes in the Wage Structure and Earnings Inequality,” in *Handbook of Labor Economics*, ed. by O. Ashenfelter, and D. Card.
- KOENKER, R., AND G. BASSETT JR (1978): “Regression Quantiles,” *Econometrica*, 46(1), 33–50.
- LARRAÑAGA, O., AND J. P. VALENZUELA (2011): “Estabilidad en la Desigualdad: Chile 1990-2003,” *Estudios de Economía*, 38(1), 295–329.
- MACHADO, J., AND J. MATA (2005): “Counterfactual Decomposition of Changes in Wage Distributions Using Quantile Regression,” *Journal of Applied Econometrics*, 20(4), 445–465.
- MACURDY, T., AND T. MROZ (1995): “Measuring Macroeconomic Shifts in Wages From Cohort Specifications,” .
- RUIZ-TAGLE, J. (2007): “Forecasting Wage Inequality,” *Estudios de Economía*, 34(2), 141–162.
- SANHUEZA, C., AND R. MAYER (2011): “Top Incomes in Chile Using 50 years of Household Surveys: 1957-2007,” *Estudios de Economía*, 38(1), 169–193.
- SAPPELLI, C. (2011): “A Cohort Analysis of the Income Distribution in Chile,” *Estudios de Economía*, 38(1), 223–242.
- WEBER, S. (2010): “BACON: An Effective Way to Detect Outliers in Multivariate Data Using Stata (and Mata),” *The Stata Journal*, 10(3), 331–338.

A. Outliers

Para controlar por la presencia de outliers, en este documento usamos el método propuesto por Weber (2010) llamado *bacon* (blocked adaptive computationally efficient outlier nominators) el cual detecta observaciones outliers a través de varias variables. El procedimiento se resume en los siguientes pasos:

1. A partir de la muestra de n observaciones y p variables, se identifica un subconjunto de m observaciones sin outliers. Como criterio de selección, se emplea la distancia de Mahalanobis, la cual es invariante a la escala. Esta métrica se aplica sobre un vector p -dimensional $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})'$ de observaciones, cuya media es $\bar{x} = (\bar{x}_{i1}, \dots, \bar{x}_{ip})'$ y cuya matriz varianza-covarianza es S , y corresponde a

$$d_i(\bar{x}, S) = \sqrt{(x_i - \bar{x})' S^{-1} (x_i - \bar{x})}, \quad i = 1, \dots, n$$

Las m observaciones iniciales con menor distancia corresponden al subconjunto inicial.

2. Se calcula la distancia sobre el subconjunto inicial obtenido en el paso previo.
3. Todas las observaciones cuya distancia sea menor a algún umbral previamente determinado, el cual se obtiene de la distribución χ^2 , son incluidas en el subconjunto inicial

Los pasos 2 y 3 se repiten hasta que no se añada ninguna nueva observación al conjunto inicial. El único parámetro que se debe seleccionar corresponde al nivel de significancia asociado a la distribución. En este caso se tomó el valor estándar de 5 %.

B. Resultados regresión

B.1. Modelo original

Cuadro 9: Estimación WLS

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Edad	0.349*** (0.028)	0.292*** (0.063)	0.147*** (0.051)	0.196*** (0.053)	0.107 (0.153)	0.443*** (0.085)
Edad ²	-0.006*** (0.001)	-0.004** (0.002)	0.000 (0.002)	-0.001 (0.002)	0.001 (0.004)	-0.008*** (0.003)
Edad ³	0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)
Coh	0.370*** (0.043)	0.308*** (0.069)	0.481*** (0.054)	0.392*** (0.055)	0.454*** (0.151)	0.098 (0.104)
Coh ²	-0.007*** (0.001)	-0.006*** (0.002)	-0.011*** (0.002)	-0.008*** (0.002)	-0.011** (0.004)	-0.001 (0.003)
Coh ³	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000** (0.000)	-0.000 (0.000)
Edad*Coh	-0.013*** (0.001)	-0.010*** (0.001)	-0.010*** (0.001)	-0.009*** (0.001)	-0.005*** (0.002)	-0.003* (0.002)
Edad ² *Coh	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Edad*Coh ²	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)
Obs	62726	32276	36812	54427	10989	18168

* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

El modelo se estima de forma separada (siguiendo el procedimiento en dos etapas descrito en la sección 5.1) para cada grupo educacional, los cuales son: (1) sin educación o educación básica incomplete; (2) educación básica completa; (3) educación media incomplete; (4) educación media completa; (5) educación técnico-profesional; y (6) educación universitaria. Errores estándar en paréntesis. Fuente: Elaboración propia en base a la encuesta Casen.

B.2. Ejercicios de robustez

Cuadro 10: Estimación WLS (ejercicios de robustez)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Edad	0.302*** (0.026)	0.224*** (0.059)	0.126*** (0.048)	0.146*** (0.051)	0.133 (0.138)	0.398*** (0.079)
Edad ²	-0.005*** (0.001)	-0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)	0.001 (0.004)	-0.007*** (0.002)
Edad ³	0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000* (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)
Coh	0.403*** (0.040)	0.360*** (0.063)	0.505*** (0.051)	0.432*** (0.053)	0.417*** (0.137)	0.130 (0.097)
Coh ²	-0.008*** (0.001)	-0.007*** (0.002)	-0.011*** (0.001)	-0.009*** (0.001)	-0.009** (0.004)	-0.001 (0.003)
Coh ³	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000 (0.000)
Edad*Coh	-0.013*** (0.001)	-0.010*** (0.001)	-0.009*** (0.001)	-0.008*** (0.001)	-0.005*** (0.002)	-0.003* (0.002)
Edad ² *Coh	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Edad*Coh ²	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000 (0.000)
Obs	62726	32276	36812	54427	10989	18168

* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

El modelo se estima de forma separada (siguiendo el procedimiento en dos etapas descrito en la sección 7) para cada grupo educacional, los cuales son: (1) sin educación o educación básica incompleta; (2) educación básica completa; (3) educación media incompleta; (4) educación media completa; (5) educación técnico-profesional; y (6) educación universitaria. Errores estándar en paréntesis. Parámetros de regresores adicionales no reportados. Fuente: Elaboración propia en base a la encuesta Casen.