

January 2018

Retornos a la educación y premios por calificación: estimación y sesgos asociados al caso argentino

María Celeste Gómez

Universidad Nacional de Córdoba, Facultad de Ciencias Económicas, mcelestegomez.arg@gmail.com

Follow this and additional works at: <https://ciencia.lasalle.edu.co/eq>

Citación recomendada

Gómez, María Celeste (2018) "Retornos a la educación y premios por calificación: estimación y sesgos asociados al caso argentino," *Equidad y Desarrollo*: No. 30, Article 9.

Disponible en: DOI: <https://doi.org/10.19052/ed.4327>

This Artículo is brought to you for free and open access by Ciencia Unisalle. It has been accepted for inclusion in *Equidad y Desarrollo* by an authorized editor of Ciencia Unisalle. For more information, please contact ciencia@lasalle.edu.co.

Retornos a la educación y premios por calificación: estimación y sesgos asociados al caso argentino*

María Celeste Gómez**

Palabras clave

Educación, Argentina, ingresos, mercado laboral

Clasificación JEL

C52, I25, J24, J31

Resumen

El objetivo del artículo es analizar empíricamente los retornos a la educación y los premios por calificación en asalariados ocupados de Argentina entre 2003 y 2014, bajo tres especificaciones alternativas de ecuaciones de Mincer. Se examinó la evolución comparada de estos retornos durante el periodo y se identificaron sesgos en las estimaciones de las ecuaciones de ingresos propuestas. El propósito final del ejercicio fue decidir qué alternativa resulta la estimación empíricamente más apropiada para el caso argentino en el periodo de análisis. Los resultados muestran que el modelo de Poisson de máxima verosimilitud aplicado al enfoque de Mincer tradicional genera estimadores consistentes de los retornos a los atributos de los trabajadores.

Cómo citar este artículo: Celeste Gómez, M. (2018). Retornos a la educación y premios por calificación: estimación y sesgos asociados al caso argentino. *Equidad y Desarrollo*, (30), 11-37. doi: <http://dx.doi.org/10.19052/ed.4327>

Fecha de recepción: 23 de junio de 2017 • Fecha de aceptación: 2 de octubre de 2017

* Producto de una investigación realizada por la autora en el marco de la tesis de doctorado para optar al título de doctora en Ciencias Económicas con mención en Economía de la Universidad Nacional de Córdoba, Argentina.

** Economista de la Universidad Nacional de Córdoba, Departamento de Economía y Finanzas, Facultad de Ciencias Económicas, Argentina. Becaria de finalización de doctorado del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (Conicet). Correo electrónico: mcelestegomez.arg@gmail.com

Returns to education and skill premiums: Estimation and biases associated with the case of Argentina

Abstract

This article aims to empirically analyze returns to education and skill premiums in employed wage earners in Argentina between 2003 and 2014, under three alternative specifications of the Mincer equations. The study examines the comparative evolution of these returns during the period and identifies biases in the estimates of the proposed income equations. The final objective of this exercise is to decide which alternative is the empirically most appropriate estimate for the case of Argentina in the analysis period. Results show that the Poisson maximum likelihood model, applied to the traditional Mincer approach, generates consistent estimates of returns to the attributes of workers.

Keywords

Education, Argentina, income, labor market

Retornos à educação e prêmios por qualificação: estimação e vieses associados ao caso argentino

Resumo

O objetivo do artigo é analisar empiricamente os retornos à educação e os prêmios por qualificação em assalariados ocupados da Argentina entre 2003 e 2014, sob três especificações alternativas de equações de Mincer. Examinou-se a evolução comparada destes retornos durante o período e identificaram-se vieses nas estimações das equações de renda propostas. O propósito final do exercício foi decidir qual alternativa seria a estimação empiricamente mais apropriada para o caso argentino no período de análise. Os resultados mostram que o modelo de Poisson de máxima verossimilitude aplicado ao enfoque de Mincer tradicional gera estimadores consistentes dos retornos aos atributos dos trabalhadores.

Palavras chave

Educação, Argentina, renda, mercado de trabalho

Introducción

El mercado laboral argentino en los últimos 15 años ha experimentado fuertes cambios, a la par de la evolución de la macroeconomía en general y de las condiciones socioeconómicas de su población. La tasa de empleo entre 2003 y 2014 ha aumentado tres puntos porcentuales (pp), de un 38,6 a un 41,6 %, y la tasa de desocupación se redujo en más de ocho pp. El salario creció un 44 % en términos reales en ese periodo. Asimismo, el nivel educativo de la población fue mejorando en dicho lapso. La población con estudios superiores completos pasó de un 17,1 a un 20,4 % de la población total, la población con estudios secundarios completos fue del 20 % en 2003 y llegó al 26 % en 2014.

A la inversa, las personas sin instrucción se redujeron del 8 al 4,8 %. Si se clasifica la población ocupada con base en los requerimientos de sus puestos de trabajo (habilidades y conocimientos específicos de las personas que desempeñan las ocupaciones), surgen cuatro grandes grupos de ocupaciones: sin calificación o con calificación operativa, técnica o profesional (Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina [Indec], 2001). Bajo este criterio, en Argentina, los empleos con calificación operativa en todo el periodo de análisis representaron alrededor del 50 % del total de puestos laborales. Paralelamente, los empleos sin calificación cayeron de un 23 a un 19 %, aquellos con calificación profesional y técnica tuvieron poca variabilidad (fueron del 10 al 9 % y del 18 al 19 % entre 2003 y 2014, respectivamente).

En un mercado laboral con tantos cambios, se revelan numerosos factores que condicionan el valor de los salarios, no solo en su nivel promedio, sino también en su distribución. Además del nivel educativo y la calificación laboral, la brecha de género y la condición de formalidad en el puesto laboral resultan determinantes significativos de los ingresos del trabajo. En este marco, resaltamos la relevancia de una precisa estimación de los retornos a la educación y otros atributos, en vista de los potenciales sesgos que conlleva su estimación, dadas las características intrínsecas del mercado laboral argentino (Aliaga y Montoya, 1998). La cuantificación de los premios salariales a los atributos de los trabajadores y la detección de sus sesgos motivan el presente artículo de investigación. Este documento sigue la siguiente estructura: la próxima sección resume el marco teórico aplicable al tema abordado; en la tercera sección, se describen los datos y la metodología empleada para las tres especificaciones alternativas de ecuaciones de Mincer; los resultados de la aplicación de estos enfoques al caso argentino en 2003 a 2014 se presentan y discuten en la cuarta sección. Finalmente, se presentan las conclusiones.

Marco teórico

14

La literatura acerca de los mecanismos de determinación de ingresos en el mercado laboral es abundante y muy variada, especialmente desde la oferta laboral, en lo relacionado con la educación y el nivel y la distribución del ingreso asalariado. El modelo de determinación de ingresos postulado por Mincer (1974) parte de la teoría del capital humano (Becker, 1964) y se enfoca, principalmente, en los años de educación formal y en la experiencia como determinantes de los salarios.

Mincer encuentra una relación positiva entre los años de educación y los ingresos o salarios, de mayor impacto en la medida en que en la relación se incluya la edad (o experiencia) del individuo como variable de control. De este enfoque subyace que para alcanzar mayores niveles de ingreso en el mercado laboral, el individuo continuará invirtiendo su tiempo en educación (capital humano), más allá de los años de escolaridad esperados en su sistema educativo formal.¹ La conexión entre el mercado laboral y la educación del individuo se manifiesta en las ecuaciones de Mincer, vía “tasas de retorno” o “premios” a la educación. Una tasa de retorno a la educación se define como el ingreso adicional que reporta al trabajador un año más de educación formal, pago que el empleador realiza por la mayor productividad derivada de esa inversión en capital humano. Galassi y Andrada (2011) muestran cómo los retornos guían las decisiones de demanda de educación en los individuos. No obstante, un alto retorno para un nivel de educación dado eleva la demanda por educación y produce un efecto contrapuesto, lo que disminuye su tasa de rendimiento. Se invertiría en educación hasta el punto en que el perfil temporal de ingresos para el trabajador (por mayores salarios progresivos) se iguale al perfil de sus costos (matrícula, horas de estudio, material, etc.) (Aliaga y Montoya, 1998).

En su trabajo, Mincer propone ampliar el campo de análisis a otros atributos asociados al trabajador. Muchos autores, en este campo, han mencionado las necesidades del capital o los requerimientos del puesto de trabajo como factores críticos en la determinación del salario. El foco, en este sentido, no pasaría por el individuo exclusivamente, sino por el puesto de trabajo y sus requerimientos para poder ejercerlo de forma productiva y eficaz.

1 Para un análisis teórico del enfoque de Mincer y los diferentes enfoques acerca de capital humano, cfr. Galassi y Andrada (2011).

En una aplicación al mercado laboral argentino, Aliaga y Montoya (1998), si bien no hacen una distinción tan clara entre los años de educación del individuo y su calificación para el puesto, sostienen que en un país como Argentina, con un historial de altas tasas de desempleo, parte del retorno de la inversión en capital humano está dada por el logro de mejores condiciones de inserción laboral. Al introducir el concepto de *empleabilidad*, afirman que no solo el trabajador decide participar del mercado laboral, sino que también es “seleccionado” entre otros para ocupar un puesto de trabajo. La conexión entre oferta y demanda laboral se expresa —entre otros modos— en el hecho de que el empleador paga mayores salarios a aquellos trabajadores más calificados.

En un análisis de la relación entre la educación y la desigualdad de ingresos, Alejo (2012) intenta conciliar dos interpretaciones de la hipótesis de la educación como factor “desigualador” sobre la distribución del ingreso, o *paradoja del progreso*. Por un lado, la hipótesis de la convexidad de la ecuación de Mincer, por la que los retornos aumentan con el nivel educativo a tasas crecientes, lo que implica que mejoras en el nivel educativo general aumentan la desigualdad salarial. Por el otro, los modelos con rentas laborales diferenciadas, donde el capital físico contrata trabajadores con base en los requerimientos de su capital específico.

Alejo (2012) sostiene que en la década de 2000 ha primado la hipótesis de la convexidad de la curva de Mincer sobre la distribución de los salarios, e identifica una escasez relativa entre requerimientos de capital y oferta de trabajadores calificados. De forma más explícita, Paz (2013) parte de la segmentación en los mercados laborales de Argentina e incorpora las características del puesto laboral, así como la rama de actividad de la empresa en la que el trabajador desarrolla sus tareas. Casal, Terán y Paz (2016) evalúan la relación entre educación y desigualdad de ingresos en Argentina en los últimos 20 años, incorporan también la calificación laboral y la rama de actividad como determinantes, y afirman que la caída en los retornos a la educación de los trabajadores más calificados fue el factor decisivo en esta mejora de la distribución del ingreso.

La ecuación de ingresos de Mincer resulta, por sus características, lo suficientemente flexible, lo que le ha permitido a la literatura vinculada incorporar distintas versiones de esta. La experiencia de Argentina es la de una sociedad históricamente beneficiada con una plataforma educativa accesible y altos niveles de escolaridad, aunque con un historial de alto desempleo y baja participación laboral. Todo esto motiva que la presente investigación se centre en los sesgos asociados a los retornos a la educación y los premios por calificación de los trabajadores.

En relación con lo anterior, el aporte de Aliaga y Montoya (1998) en la identificación de los sesgos acerca de los retornos es un antecedente valioso para Argentina. Mediante un modelo de Heckman ampliado a dos reglas de selección (Tunali, 1986), se identifican sesgos positivos en los retornos de la población ocupada masculina de 1990 a 1998. Un trabajo empírico con selección muestral más reciente es el de Galassi y Andrada (2011), quienes estudian las tasas de retorno de la educación en las subregiones de Argentina en 2006. En cuanto a los premios salariales por nivel de calificación, Moncarz (2012) estudia los efectos que sobre esta tuvo la liberalización del comercio en la década de los noventa, y aplica también el modelo de corrección de sesgo de Tunali (1986).

Datos y metodología

Datos

En este estudio, se usan microdatos provenientes de la encuesta permanente de hogares (EPHC), en su modalidad continua trimestral, para los años 2003 y 2014. La EPHC es una encuesta acerca de condiciones de vida, enfocada principalmente al mercado laboral; aunque tiene una buena dosis de información respecto de la composición del hogar, características de la vivienda y otras vinculadas a las condiciones de vida de la población. Se realiza en los principales centros urbanos del país, y representa casi el 62 % de la población total de Argentina.

La encuesta sigue un esquema de panel rotativo, que permite el seguimiento de un mismo hogar o individuo a corto plazo, durante 2 años consecutivos. Cada hogar es encuestado en un lapso total de seis trimestres.² Para lograr mayor comparabilidad entre los 12 años que involucra este estudio, fue necesario un trabajo de armonización previo sobre las bases de datos, lo que involucró ciertas decisiones metodológicas. En primer lugar, dado que la EPHC fue creciendo en términos de cobertura geográfica, los últimos aglomerados incorporados en 2006 no se incluyeron a la muestra, para así trabajar con 28 centros urbanos durante todo el periodo de análisis.

² Para más información acerca de la metodología de la EPHC, cfr. Piselli (2008).

En segundo lugar, se trabajó con población de ambos sexos de 25 a 64 años, trabajadores asalariados de tiempo completo (con 35 o más horas laborales semanales). La variable dependiente es el ingreso horario mensual de la ocupación principal. Como variables explicativas, se incluyeron los años de educación (completa o incompleta), la calificación para el puesto laboral (profesional, técnica, operativa, sin calificación), la edad, el género y la formalidad en el empleo. Para los modelos de selección muestral, se incorporaron adicionalmente variables del mercado laboral (condición de ocupado o de participación en la población económicamente activa) y de composición del hogar (relaciones de parentesco, cantidad de hijos y su edad, calidad de vivienda, etc.).

En tercer lugar, se trabajó con ingresos a precios constantes, utilizando una escala de paridad de poder de compra del consumidor (Indec, 2002) como factor de corrección regional del poder adquisitivo de los ingresos entre las regiones de Argentina.³ Asimismo, las regresiones efectuadas por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), Poisson y Probit incluyeron variables de control espacial (regiones geográficas de Argentina) y temporal (trimestres). Para obtener estimaciones con proyección poblacional e incorporar correcciones por no respuesta de ingresos, se utilizaron (salvo indicación de lo contrario) los ponderadores incluidos en las propias bases de datos.

Finalmente, dado el esquema de rotación de la muestra, la permanencia de los datos de un mismo hogar podría influir en las condiciones relevadas (de participación en el mercado laboral o de empleo, ingresos, etc.) que lleven a estimaciones inexactas y alteren los resultados obtenidos. Para verificarlo, se trabajó con una muestra restringida (sin las observaciones repetidas año a año) y se ejecutaron idénticas regresiones a las de este estudio. Las diferencias entre las estimaciones de la muestra completa y la parcial resultaron insignificantes, lo que desestima esta potencial fuente de distorsión en los datos y habilita un análisis año a año con la muestra completa.

3 Por la intervención que el Gobierno nacional realizó desde 2007 sobre el Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina (Indec) y la pérdida de confiabilidad y disponibilidad de indicadores socioeconómicos (principalmente el índice de precios al consumidor [IPC]), se utilizó el IPC Gran Buenos Aires, publicado por Indec hasta 2006 para deflactar los ingresos, empalmado desde 2007 (con corrección por poder de compra) al IPC de la Provincia de Salta. Este último mostró altas correlaciones con otros índices de direcciones provinciales de estadísticas no intervenidas, en periodos pre- y posintervención al Indec.

Todo el trabajo empírico se aplicó sobre bases de microdatos que, entre los años 2007 y 2014, fueron relevadas por la conducción interventora del Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina (Indec), intervención que cesó con la finalización del mandato del Gobierno nacional anterior en diciembre de 2015. La nueva conducción del organismo ha desarrollado un nuevo índice de precios al consumidor (IPC), con cambios metodológicos y de cobertura desde junio de 2016. Estas bases se encuentran en un proceso de revisión, evaluación y recuperación por parte del organismo.⁴

Metodología y estrategia empírica

La versión de Mincer (1974) de las ecuaciones de ingreso muestran el valor que el mercado paga (premia) por las características observables del individuo. Además de la educación y la experiencia, algunos estudios suelen añadir otros determinantes, como el entrenamiento laboral, el género, la región geográfica, la formalidad del empleo, la rama de actividad, la calificación laboral, etc. La estrategia empírica habitual cuando se trabaja sobre el nivel promedio de salario es usar MCO.

En el caso de los estudios sobre distribución de ingresos, la metodología puede dividirse en dos grandes ramas: regresiones por cuantiles condicionados (por las características observables de los individuos) o regresiones de cuantiles no condicionados (vía microsimulaciones que extrapolan el comportamiento de la estructura condicional con la nueva configuración de características) (Alejo, 2012). El punto de partida para las tres especificaciones alternativas de este estudio se resume en la siguiente ecuación de ingresos:

$$\ln y_i = \mathfrak{G}(k_i, e_i, w_i) + \ln u_i \quad (1)$$

Donde y_i son los ingresos laborales del individuo i ; k_i es el *stock* de capital humano medido en años de educación, e_i es la experiencia laboral potencial (que se aproximará con la variable edad); w_i son otros factores observados del individuo, y u_i es el error aleatorio que captura características no observadas del individuo y se distribuye $N(0,1)$. La aplicación econométrica de la ecuación anterior se hará

⁴ Para más información, cfr. el anexo informe de prensa “Mercado de trabajo: principales indicadores”, www.indec.gob.ar.

mediante tres metodologías: MCO, Poisson, por medio de pseudomáxima verosimilitud, mínimos cuadrados con corrección de Heckman (1979) con base en dos reglas de selección (Tunali, 1986).

Estimación de la ecuación de Mincer por Poisson

La versión log-lineal tradicional por MCO se explicita en la siguiente ecuación de media condicional:

$$E[y_i | x] = \exp(X_i \beta) \quad (2)$$

Con $y_i \geq 0$ como ingresos horarios laborales del individuo, x_i la matriz de variables observadas, β la matriz de coeficientes y $E[y_i | x] = 0$.

En relación con este enfoque, Santos Silva y Tenreyro (2006) plantean que en contextos donde la presencia de heterocedasticidad es conocida, la estimación por MCO no es el camino más apropiado. Con una varianza no constante del error, su valor esperado puede no ser estadísticamente independiente de las covariables (y, por ello, no anularse), lo que conduce a una estimación inconsistente y sesgada de sus parámetros. Adicionalmente, la ecuación de ingresos log-lineal obliga a truncar la muestra, y elimina las observaciones nulas de la variable dependiente.

Dadas estas dificultades, los autores proponen la regresión por Poisson (siguiendo una estimación por máxima verosimilitud) como método alternativo. No obstante, el uso de la distribución de Poisson (que se asocia a problemas de variables dependientes discretas y valores enteros no negativos) es una opción empírica, ya que el estimador máximo verosímil es equivalente al empleado en la estimación de ecuaciones Poisson. Los datos no tienen por qué seguir una distribución de ese tipo, lo único que se requiere es que la media condicional esté correctamente especificada (como en la ecuación 2).⁵ A diferencia de la estimación por MCO, la estimación vía Poisson permite obtener parámetros consistentes. Adicionalmente, si los datos tienen una varianza condicional exactamente proporcional a la media condicional (de la que surgen los estimadores de interés), los estimadores propuestos serán, a su vez, eficientes.

⁵ Cfr. Cameron y Trivedi (2010) para un análisis de los modelos de variables discretas.

Con base en dichas condiciones, en esta sección se emplea como alternativa el MCO tradicional la estimación máximo verosímil al contexto de las ecuaciones de ingresos. Previo a ello, de acuerdo con Santos Silva y Tenreiro (2006), se testean ambas alternativas de estimación (MCO y Poisson) para verificar la consistencia y eficiencia en sus estimadores. Para testear la consistencia, se aplica el *test* de Ramsey (1969), o prueba general de especificación sobre la media condicional de ambas alternativas, lo que permite identificar si los valores ajustados por cada ecuación permiten explicar la variable dependiente. Adicionalmente, se busca evaluar la eficiencia en presencia de heterocedasticidad, para lo cual se aplica el *test* de Park (1966) sobre mínimos cuadrados y el *test* basado en la regresión de Gauss-Newton (GNR) sobre la estimación vía Poisson.

Mínimos cuadrados y corrección de sesgo muestral en dos etapas

Otra fuente de sesgos está asociada a la toma de datos de los individuos. El modelo introducido por Heckman (1979) sostiene la necesidad de identificar el potencial sesgo en las estimaciones estadísticas en ecuaciones de comportamiento, ya que la muestra sobre la que se realizan estas estimaciones puede no ser una selección aleatoria de la población bajo estudio, lo que llevaría a estimaciones sesgadas e inconsistentes. En este estudio, la muestra de trabajadores ocupados (con salarios positivos) no ha sido elegida de forma aleatoria de la población, sino que están empleados gracias a haber superado cierto proceso de selección laboral (Aliaga y Montoya, 1998).

Siguiendo a Tunali (1986), se puede extender el enfoque tradicional de Heckman a un modelo con doble regla de selección. Un avance en el desarrollo de Tunali es que permite diferenciar explícitamente la probabilidad de participar en el mercado de aquella probabilidad de estar ocupado, lo que en los planteos de Heckman no está tan claro y que resulta relevante dado el contexto laboral de Argentina. En el primer caso, al incorporar un término de corrección por participación en el mercado laboral, se están considerando aquellas personas que podrían no participar de este por razones que distan de ser aleatorias.⁶

6 Entre otros determinantes de la participación laboral, la hipótesis del trabajador desalentado (Beccaria y Orsatti, 1979) indica que los trabajadores “marginales” retiran su oferta de trabajo si

En el segundo caso, el término que corrige por la probabilidad de conseguir un empleo toma en cuenta la posibilidad de una selección entre aquellos que ofrecen su fuerza de trabajo. Las ecuaciones que expresan estas probabilidades se estiman por medio de Probit:

$$p_{1i}^* = \beta_1' x_{1i} + u_{1i} \text{ ecuación de participación en el mercado laboral (3)}$$

$$p_{2i}^* = \beta_2' x_{2i} + u_{2i} \text{ ecuación de empleo (4)}$$

Son p_{1i}^* y p_{2i}^* probabilidades (no observadas) para el individuo i de participar en el mercado laboral y de tener empleo, respectivamente; β_p vectores de coeficientes; x_{ji} vectores de covariables, y u_{ji} términos de error con $u_{ji} \sim N(0, \epsilon)$. Como variables dependientes, se identifican la condición *participa* (*no participa*) del mercado laboral y la condición *ocupado* (*desocupado*), respectivamente. Los resultados de estas estimaciones se resumen en la ecuación de ingresos por medio de dos términos de corrección, conocidas como inversas de ratios de Mills (IRM) (π_{1i} y π_{2i}), que controlan el sesgo potencial por la probabilidad de participar del mercado laboral y de tener un empleo:

$$y_{3i} = \beta_3' x_{3i} + \gamma_1 \pi_{1i} + \gamma_2 \pi_{2i} + \sigma_3 \mathfrak{g}_{3i} \quad (5)$$

Se identificaron a x_{3i} como el vector de covariables, y_{3i} como el vector de ingresos, σ_3 un parámetro de escala desconocido y \mathfrak{g}_3 el término de error. En esta ecuación, se evaluará la significatividad de los coeficientes γ_1 y γ_2 para identificar potenciales significativos en cada uno de los años analizados.⁷

consideran que la situación del mercado laboral es tal que reduce sus posibilidades de empleo. Además, desde el enfoque de género, la participación femenina se encuentra condicionada por el nivel educativo, la planificación familiar, los niños y la cultura (Busso y Romero Fonseca, 2015).

7 Cabe mencionar que la no corrección de la matriz de varianzas y covarianzas de los coeficientes y de los errores estándar puede llevar a estimaciones inconsistentes de los coeficientes de correlación entre las ecuaciones del modelo (Moncarz, 2012). Si bien en este trabajo no se corrigieron los errores estándar, se deja para avances subsiguientes aplicar una corrección alternativa propuesta por Newey y McFadden (1994).

El modelo de sesgos de selección se basa en las especificaciones de Aliaga y Montoya (1998).⁸ Los determinantes en la ecuación de participación son años de educación, edad, número de hijos, condición de jefe de hogar, de género, de vivienda inadecuada y una medida de *efecto riqueza* (diferencia entre ingreso individual e ingresos familiares). En la ecuación de empleo, son años de educación y edad, hijos, condición de género y de jefe de hogar. Con base en este planteo, se compararán las estimaciones del modelo MCO y las estimaciones del modelo con corrección de Heckman en dos etapas.

Resultados y discusión

Para identificar el signo y grado de asociación entre las variables determinantes propuestas y el ingreso horario, se estimaron independientemente coeficientes de correlación de Spearman. Los resultados se muestran en la tabla 1. Las correlaciones tienen los signos y las magnitudes esperadas, significativas en todos los casos al 1 %. Los años de educación, la calificación para el puesto laboral y la edad están asociados positivamente con el nivel de ingreso horario. Asimismo, año a año las correlaciones mantienen los signos y su significatividad estadística. Respecto a las dos variables explicativas centrales, los años de educación y la calificación para la tarea, estas mantienen con los años el mismo patrón en sus distribuciones.

Tabla 1. Correlación por rangos de Spearman entre las principales covariables y el ingreso horario de la ocupación principal. Argentina 2003-2014

	Calificación p/tarea	Años educación	Edad
Correlación Spearman (ingreso horario)	0,4399***	0,0581***	0,1267***

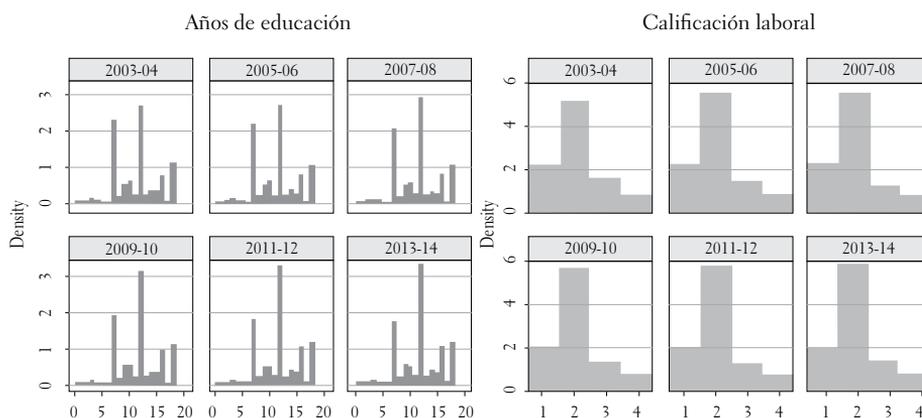
Nota: robust standard errors in parentheses.*** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,1$.

Fuente: elaboración propia con base en EPHC-Indec.

⁸ Se trabajó alternativamente con especificaciones basadas en Moncarz (2012), aunque estas no tuvieron resultados significativos en todos los años de la muestra. Estos están disponibles a pedido.

La figura 1 indica la distribución de trabajadores según sus años dedicados a la educación y su calificación laboral. En el caso de educación, se muestra una distribución con múltiples modos, y se ubican los tres principales, en orden de frecuencia, a los 12, 7 y 18 años. Estos periodos coinciden con la finalización de los tres niveles principales definidos en el esquema educativo actual (nivel primario, secundario y universitario).

Figura 1. Asalariados según años de educación y calificaciones laborales.
Argentina 2003-2014



Nota: hasta 18 años educativos. Nota: 1 = sin calificación; 2 = operativa; 3 = técnica; 4 = profesional.

Fuente: elaboración propia con base en EPHC-Indec.

Cabe mencionar que para la construcción de esta variable, se tuvo en cuenta el impacto de las reformas del sistema educativo argentino, que fue modificado dos veces en los últimos 20 años, con cambios vinculados principalmente a la organización de los niveles y a los contenidos del currículum escolar. Si bien el estudio de impacto de estas reformas sobre variables del mercado laboral excede ampliamente los objetivos de este trabajo, Alzúa, Gasparini y Haimovich (2010) dan cuenta de que la Ley Federal de Educación tuvo impacto positivo, pero moderado en variables de empleo e ingresos laborales, y nulo si el análisis se centra en los jóvenes en condición de pobreza.

En cuanto a la calificación para la tarea, la categoría operativa registró un piso del 54,2% de los puestos laborales en el bienio 2003-2004, y alcanzó sus mayores registros al cierre del periodo analizado (2013-2014) con un 58,6%. Como contraparte, los puestos sin calificación se vieron reducidos relativamente con el correr de los años, partieron de un 20,8% del total de empleos en 2003-2004 y llegaron al 18,7% en 2014. Los empleos con calificación técnica se mantuvieron relativamente estables en número (menos del 1% de diferencia negativa entre el primer y último bienio), mientras que los puestos de trabajo profesionales se redujeron en 1,4 pp. En el caso de las calificaciones laborales, la mayor participación de puestos operativos se dio a expensas de puestos sin calificación alguna, así como de los puestos profesionales.

Mínimos cuadrados ordinarios y Poisson

Al analizar los resultados de la estimación por MCO, se puede observar en la tabla 2 que los coeficientes para los años de educación tienen los signos esperados y se muestran estadísticamente diferentes a cero, con leves tendencias decrecientes de 2003 a 2014.⁹ Los retornos a la educación reportaron un 4,9% en 2003, y se mostraron crecientes hasta 2006. Desde 2006 y hasta 2014, los retornos se redujeron y alcanzaron un piso de 4% en 2013 y en 2014 con 4,7%.¹⁰ Este fenómeno se verifica a pesar del incremento en los niveles educativos de los trabajadores, lo que puede interpretarse como un exceso de oferta de trabajadores calificados que redujo su prima en los últimos 8 años.

Por su parte, los coeficientes para las calificaciones laborales muestran los signos esperados, resultan estadísticamente significativos y son crecientes con el nivel de calificación (operativa, técnica y profesional). Durante el periodo, creció el premio para quienes contaban con una calificación operativa (en relación con el salario que brindaría un puesto sin calificación); mientras en 2003 se reportó en promedio un 14,7% de mayor salario para puestos en esta calificación, en 2014 este diferencial ascendió a 21,5%.

9 Las tablas de regresión completas con las variables de interés y de control están disponibles previa solicitud a la autora.

10 El impacto de las variables discretas se calcula mediante la regla $(e^{bi}-1)*100$, siendo bi el coeficiente en tablas.

Tabla 2. Ecuaciones de ingresos horarios por mínimos cuadrados ordinarios. Premios a los atributos de interés. Argentina 2003-2014

Var. Dep.	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Inrealy_h_p2l	0,0474*** (0,0024)	0,0498*** (0,0016)	0,0502*** (0,0014)	0,0515*** (0,0013)	0,0483*** (0,0016)	0,0453*** (0,0014)	0,0442*** (0,0013)	0,0456*** (0,0013)	0,0458*** (0,0014)	0,0420*** (0,0014)	0,0393*** (0,0014)	0,0457*** (0,0012)
Años educación	0,1350*** (0,0202)	0,1500*** (0,0126)	0,1670*** (0,0113)	0,1810*** (0,0112)	0,1990*** (0,0129)	0,1830*** (0,0111)	0,2020*** (0,0109)	0,1690*** (0,0110)	0,1790*** (0,0110)	0,2010*** (0,0116)	0,2090*** (0,0111)	0,1940*** (0,0099)
Operativo	0,4430*** (0,0276)	0,3510*** (0,0183)	0,3520*** (0,0164)	0,3460*** (0,0158)	0,3940*** (0,0184)	0,3630*** (0,0159)	0,3440*** (0,0152)	0,3500*** (0,0156)	0,3180*** (0,0160)	0,3330*** (0,0157)	0,3280*** (0,0159)	0,3170*** (0,0141)
Técnico	0,7020*** (0,0371)	0,6570*** (0,0234)	0,6210*** (0,0219)	0,5720*** (0,0210)	0,6350*** (0,0235)	0,5930*** (0,0203)	0,5970*** (0,0191)	0,5510*** (0,0193)	0,5190*** (0,0198)	0,5270*** (0,0204)	0,5340*** (0,0190)	0,4840*** (0,0173)
Profesional	10,923	23,918	25,913	31,380	26,291	35,487	34,442	34,564	34,846	33,551	32,991	35,238
Observations	0,4340	0,4470	0,4560	0,4680	0,4530	0,4380	0,4400	0,4280	0,4050	0,3980	0,3850	0,3990

Nota: robust standard errors in parentheses.*** p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,1.

Fuente: elaboración propia con base en EPH-Indec.

Los puestos técnicos y los profesionales vieron reducidos sus premios en el periodo (en un mayor grado en el último caso). Los premios por calificación técnica pasaron de un 55,4 a un 37,6 % y los premios por puestos profesionales se redujeron del 100 al 62,9 % entre 2003 y 2014. Dado que en el periodo solo los puestos con calificación operativa reportaron una senda creciente, las caídas registradas en los premios por puestos técnicos y profesionales permiten ver, también, una menor brecha entre los retornos a estos últimos y los primeros. Entre estas categorías de calificación, se computó un *test F* de medias para cada año por medio de la técnica

"Dado que en el periodo solo los puestos con calificación operativa reportaron una senda creciente, las caídas registradas en los premios por puestos técnicos y profesionales permiten ver, también, una menor brecha entre los retornos a estos últimos y los primeros".

de *bootstrap* con 400 replicaciones para identificar si los diferentes premios a la calificación laboral resultan significativamente distintos uno del otro. No solo los retornos a la calificación profesional, sino también a la técnica y a la operativa, como las diferencias entre sus distintos niveles, resultaron estadísticamente significativos al 1 %.

Los datos de la tabla 3 muestran los coeficientes de las ecuaciones de ingresos estimadas por Poisson para los años de educación y calificación para el puesto laboral. En cuanto a los retornos a la educación, puede verse que bajo la estimación por Poisson resultan menores a los de mínimos cuadrados. Si bien su evolución en el tiempo se describe en una forma similar (con menores valores en 2014 que en 2003), la versión Poisson muestra oscilaciones levemente mayores. Su retorno máximo a la educación se registra en 2004 (con un premio del 6,4 % por un año más de educación), año a partir del cual esta medida comienza a descender. Con respecto a los premios por calificación, en Poisson

al igual que en MCO, los coeficientes son crecientes con el nivel de calificación, con diferencias entre uno y otro nivel de calificación estadísticamente significativas al 1 % por el método de *bootstrap*.

En el caso de la educación, en todos los años, el estimador de cuasimáxima verosimilitud muestra mayores premios por escolaridad que el de mínimos cuadrados. Respecto a los premios por cada nivel de calificación laboral, estos no muestran diferencias tan claras entre una y otra alternativa (MCO o Poisson)

Tabla 3. Ecuaciones de ingresos horarios por Poisson. Premios a los atributos de interés. Argentina 2003-2014

real _h _p21	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Años educación	0,0573*** (0,0037)	0,0617*** (0,0026)	0,0606*** (0,0021)	0,0599*** (0,0016)	0,0605*** (0,0056)	0,0519*** (0,0016)	0,0483*** (0,0015)	0,0509*** (0,0017)	0,0546*** (0,0017)	0,0481*** (0,0016)	0,0452*** (0,0021)	0,0479*** (0,0014)
Operario	0,1320*** (0,0259)	0,1730*** (0,0165)	0,1860*** (0,0120)	0,1840*** (0,0129)	0,2110*** (0,0137)	0,1800*** (0,0129)	0,2120*** (0,0111)	0,1770*** (0,0120)	0,1920*** (0,0119)	0,2050*** (0,0116)	0,2040*** (0,0117)	0,2140*** (0,0101)
Técnico	0,4560*** (0,0328)	0,3730*** (0,0249)	0,3500*** (0,0185)	0,3380*** (0,0181)	0,3620*** (0,0373)	0,3620*** (0,0185)	0,3430*** (0,0163)	0,3470*** (0,0174)	0,3140*** (0,0172)	0,3090*** (0,0160)	0,3370*** (0,0222)	0,3450*** (0,0146)
Profesional	0,6990*** (0,0427)	0,6840*** (0,0353)	0,6360*** (0,0264)	0,5600*** (0,0235)	0,5840*** (0,0514)	0,5750*** (0,0228)	0,6030*** (0,0200)	0,5370*** (0,0226)	0,509*** (0,0223)	0,5120*** (0,0239)	0,5030*** (0,0207)	0,5050*** (0,0193)
Observations	11.491	24.753	26.566	31.982	26.826	36.143	34.952	35.097	35.353	33.980	33.450	35.677

Nota: robust standard errors in parentheses.*** p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,1.

Fuente: elaboración propia con base en EPH-Indec.

como aquellas derivadas de los retornos a la educación. Hasta 2006, los premios estimados bajo Poisson resultan mayores a los estimados por mínimos cuadrados, y posteriormente esta relación se invierte (al menos para los premios por calificación técnica y profesional). El año 2007 se advierte como el punto de mayor diferenciación, aunque en el resto del periodo, las sendas de los premios se superponen.

Para poder identificar si estas diferencias entre las estimaciones de retornos resultan estadísticamente significativas, se aplicó un *test* a las diferencias entre los coeficientes de estos dos modelos.¹¹ De este, se infiere que el premio por escolaridad arroja diferencias estadísticamente significativas al 1 % entre la versión de mínimos cuadrados y Poisson en todos los años del periodo estudiado. En cuanto a los premios a las calificaciones, en 7 de los 12 años estimados, se encontraron diferencias significativas para la calificación operativa de uno y otro modelo, aunque con distinto nivel de significación (del 10 % como máximo). Para la calificación técnica, cinco de los doce periodos anuales registraron diferencias significativas entre una y otra alternativa, y para la calificación profesional, solo en 6 de los 12 años se pudo determinar la significatividad de las diferencias. A partir de estos resultados, no puede afirmarse que haya diferencias significativas en la estimación de los diferentes premios a la calificación laboral según se estimen por uno u otro modelo.

Adicionalmente, se evaluaron temporalmente los coeficientes (para cada modelo por separado) con el fin de identificar si los retornos a la educación registraron un cambio significativo o mantuvieron sus valores en el periodo analizado. Los resultados del *test* para los coeficientes al inicio y final del periodo (2003-2014) muestran una caída al cierre del periodo estadísticamente significativa al 1 %, resultado que coincide en ambas alternativas de estimación. Si se realiza un análisis de subperiodos, se deduce que los retornos cayeron de forma significativa entre 2003 y 2009 (también al 1 %), pero entre 2009 y 2014 no registraron diferencias. Este resultado se verifica en ambas especificaciones.

Los resultados del *test* a los premios por calificación laboral aplicados al inicio y final del periodo muestran diferencias significativas al 1 % entre 2003 y 2014, para todas las calificaciones en ambas alternativas de estimación. En el caso de la calificación operativa, se registra un aumento significativo en su retorno, de forma inversa a lo que sucede con las calificaciones técnica y profesional, cuyas condiciones “preman” al trabajador en 2014 en menor proporción a lo ocurrido en 2003.

11 El Seemingly Unrelated Estimation Test actúa como un *test* de especificación de Hausman generalizado, incluso supera algunas de sus limitaciones.

Test de correcta especificación y patrón de heterocedasticidad

Para verificar si la estimación por MCO conduce a estimaciones consistentes, y si el modelo de pseudomáxima verosimilitud estima adecuadamente la media condicional, se procederá, en esta sección, a reportar los resultados de la aplicación de los *test* propuestos por Santos Silva y Tenreyro (2006). Los resultados se muestran en la tabla 4.

En primer lugar, y con el objeto de probar la correcta especificación de ambos modelos, se introdujo un regresor adicional —cuadrado de $(x'b)$ de la ecuación original— a sus respectivas ecuaciones. El primer panel de la tabla 4 muestra el impacto de la aplicación del *test* Reset. En la versión mínimos cuadrados, para 10 de los 12 años estimados, se superó el *test* de buena especificación, aunque el modelo multiplicativo alternativo (Poisson) mostró una leve ventaja, ya que en todo el periodo estudiado la especificación superó la prueba del regresor adicional. En segundo lugar, para verificar el patrón de heterocedasticidad, se aplicaron el *test* de Park para MCO y el *test* GNR para el modelo Poisson.¹²

Para el modelo MCO, se probaron las dos variables relacionadas al capital humano (años de educación y edad), con la idea de identificar potenciales fuentes de heterocedasticidad. Para los años de educación, se verificó la heterocedasticidad en 4 de los 12 años estimados. Los resultados se confirman con el *test* acerca de la variable edad en todos los años de este estudio. Se interpreta, entonces, que el modelo MCO no es válido por la presencia de heterocedasticidad en los errores. Por su parte, el *test* de GNR para Poisson identifica una varianza no proporcional que resultó significativa en todos los años cubiertos en este estudio (indicado por el parámetro λ). En este modelo, el estimador de Poisson resulta no eficiente, aunque sigue siendo consistente (dados los resultados del *test* anterior).

Es importante destacar que el cambio en la metodología de estimación tiene impacto significativo en el valor de los retornos a la educación, lo que no aplica para el caso de los premios por calificación. Con base en lo planteado por Santos Silva y Tenreyro (2006), se verifican sesgos en los retornos del modelo MCO en algunos años de esta estimación. Estos sesgos subestiman el premio por escolaridad. Con mejores resultados, la versión multiplicativa que propone Poisson

12 El *test* Gauss Newton Regression (GNR) busca identificar si el patrón de heterocedasticidad es de equi-dispersión (varianza proporcional a la media).

estima correctamente la media condicional y, si bien no resulta la opción de menor varianza (por lo que se pueden encontrar otras estimaciones más eficientes), permite estimaciones consistentes de los retornos a los atributos observables de los individuos durante el periodo de estudio.

Mínimos cuadrados y modelos con corrección de sesgo muestral en dos etapas

En este caso, se adaptó un modelo de selección muestral en dos etapas basado en la especificación de Aliaga y Montoya (1998). Los resultados de la corrección muestral se resumen en los términos IMR1, o término que corrige por participación en el mercado laboral, e IMR2, o término que corrige por condición de empleo (tabla 5). Adicionalmente, puede computarse el sesgo como la diferencia porcentual entre los retornos que surgen del modelo de mínimos cuadrados sin corregir y el modelo que incorpora la corrección doble de Heckman (Aliaga y Montoya, 1998).

La tabla 5 muestra que ambos términos de corrección del modelo, IMR1 e IMR2, resultan significativamente distintos de cero en todos los años estimados, lo que confirma la necesidad de controlar la estimación por las probabilidades de participar en el mercado laboral y de tener un empleo. En cuanto a las tasas de retorno a la educación, se encontró en mínimos cuadrados un sesgo positivo, lo que indica que este opera en sentido de sobreestimar los retornos a los atributos mencionados. Si bien este sesgo no sigue una evolución monótona durante el periodo (crece hacia 2009 y luego vuelve a caer hasta 2011, y se recupera en 2014), su magnitud se ubica siempre por encima del 10%. Resultado diferente arrojan los premios a las calificaciones, los cuales no muestran sesgo significativo entre el modelo mínimos cuadrados tradicional y el modelo con corrección de Heckman. Al igual que con la estimación alternativa por Poisson, el cambio de metodología por el modelo con corrección de sesgos muestrales afecta efectivamente el valor de los retornos a la educación, no así el de los premios por calificación laboral.

Estas diferencias inducen a analizar cómo estas correcciones de sesgo muestral impactan en los retornos a los atributos para los hombres y las mujeres de forma diferencial. Por ello, y de acuerdo con una buena parte de la literatura acerca de sesgos de selección muestral, se estimó el modelo de Heckman para cada género por separado. Por razones de espacio, no se incluyen aquí las estimaciones, pero

Tabla 4. Test de correcta especificación y patrón de heterocedasticidad

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Test RESET (Ramsey) MCO y Poisson												
MCO regresor adic.	0,0212 (0,0376)	0,0228 (0,0251)	-0,0256 (0,0226)	-0,0202 (0,0209)	-0,0320 (0,0240)	-0,0566** (0,0250)	-0,0353 (-0,0234)	-0,0516** (-0,0278)	0,0221 (-0,0278)	-0,0255 (-0,0316)	-0,0117 (-0,0318)	0,0100 (-0,0268)
Poisson regresor adic.	0,0868 (0,0699)	0,0902 (0,0718)	-0,0085 (0,0320)	-0,00345 (0,0278)	0,0250 (0,0360)	-0,0349 (0,0299)	-0,0033 (0,0276)	-0,0467 (0,0314)	0,0494 (0,0382)	-0,0322 (0,0489)	-0,0327 (0,0620)	0,0490 (0,0342)
MCO - Park												
Años educación	0,1850* (0,0948)	0,1230*** (0,0473)	0,1860*** (0,0462)	0,1350*** (0,0437)	0,0800 (0,0562)	0,0345 (0,0444)	0,0043 (0,0496)	0,0484 (0,0500)	0,0090 (0,0483)	0,0793 (0,0521)	-0,0657 (0,0543)	-0,0896* (0,0461)
Edad	0,4460*** (0,1160)	0,2630*** (0,0782)	0,4690*** (0,0739)	0,5020*** (0,0711)	0,3110*** (0,0802)	0,4610*** (0,0706)	0,4670*** (0,0723)	0,4180*** (0,0754)	0,3610*** (0,0709)	0,3590*** (0,0749)	0,4020*** (0,0763)	0,3260*** (0,0680)
Poisson - GNR												
Parám Lambda	37,830** (15,4200)	49,770* (27,0200)	31,460*** (3,1570)	34,400*** (2,4030)	58,210** (25,3300)	28,980*** (1,7800)	30,000*** (1,3110)	29,150*** (1,3290)	32,460*** (2,6460)	29,480*** (1,6900)	28,390*** (2,5100)	26,530*** (2,0970)

Nota: robust standard errors in parentheses.*** p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,1.

Fuente: elaboración propia con base en EPH-Indec.

Tabla 5. Ecuaciones de ingresos con corrección de Heckman. Premios a los atributos de interés e indicadores de sesgo. Argentina 2003-2014

Vble. Dep.:		2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Inrealyh_p21		0,0386*** (0,0027)	0,0432*** (0,0017)	0,0436*** (0,0016)	0,0454*** (0,0015)	0,0409*** (0,0019)	0,0381*** (0,0017)	0,0352*** (0,0017)	0,0387*** (0,0017)	0,0404*** (0,0017)	0,0355*** (0,0017)	0,0338*** (0,0017)	0,0382*** (0,0016)
Años educación		0,1380*** (0,0200)	0,1480*** (0,0125)	0,1700*** (0,0113)	0,1800*** (0,0112)	0,1990*** (0,0128)	0,1830*** (0,0111)	0,2020*** (0,0108)	0,1710*** (0,0111)	0,1820*** (0,0110)	0,2030*** (0,0118)	0,2060*** (0,0112)	0,1950*** (0,0100)
Operativo		0,4410*** (0,0271)	0,3440*** (0,0180)	0,3490*** (0,0163)	0,3440*** (0,0157)	0,3930*** (0,0184)	0,3650*** (0,0158)	0,3440*** (0,0150)	0,3500*** (0,0156)	0,3220*** (0,0160)	0,3350*** (0,0157)	0,3270*** (0,0158)	0,3190*** (0,0140)
Técnico		0,6980*** (0,0366)	0,6480*** (0,0233)	0,6190*** (0,0218)	0,5720*** (0,0208)	0,6340*** (0,0234)	0,5960*** (0,0202)	0,5970*** (0,0189)	0,5520*** (0,0192)	0,5270*** (0,0197)	0,5310*** (0,0203)	0,5370*** (0,0189)	0,4880*** (0,0172)
Profesional		1,0470*** (0,2010)	1,2740*** (0,1220)	1,2060*** (0,1480)	0,9990*** (0,1360)	0,8280*** (0,1570)	0,8890*** (0,1760)	1,3610*** (0,1610)	0,9100*** (0,1260)	0,6490*** (0,1510)	0,7880*** (0,1440)	0,4240*** (0,1620)	0,8820*** (0,1430)
IMR1		-1,1470*** (0,1780)	-1,2690*** (0,1130)	-1,2500*** (0,1410)	-1,0670*** (0,1340)	-0,9990*** (0,1620)	-1,023*** (0,1690)	-1,4480*** (0,1590)	-1,0270*** (0,1300)	-0,7080*** (0,1500)	-0,8760*** (0,1420)	-0,5330*** (0,1630)	-0,9780*** (0,1450)
IMR2		0,0915 (0,1730)	-0,2630** (0,1120)	0,0025 (0,1100)	-0,0920 (0,1000)	0,0621 (0,1280)	0,2140* (0,1110)	0,3120*** (0,1130)	0,1420 (0,1110)	-0,0532 (0,1150)	0,0749 (0,1150)	0,1160 (0,1180)	0,1520 (0,1070)
Constant		10,923 (0,440)	23,918 (0,4530)	25,913 (0,4600)	31,380 (0,4700)	26,291 (0,4550)	35,487 (0,4400)	34,442 (0,4440)	34,564 (0,4500)	34,846 (0,4050)	33,551 (0,3990)	32,980 (0,3850)	35,238 (0,3990)
Observations													
R-squared													

Nota: robust standard errors in parentheses. *** p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,1.

Fuente: elaboración propia con base en EPH-Indec.

se identifican los sesgos que derivan de estas. En cuanto a factores de corrección, el término IMR1, de participación en el mercado laboral, y el término IMR2, de condición de empleo, se muestran significativos al 1 % en ambas especificaciones de género y en todo el periodo 2003-2014, lo que indica la necesidad de controlar las estimaciones por estas condiciones del mercado laboral.

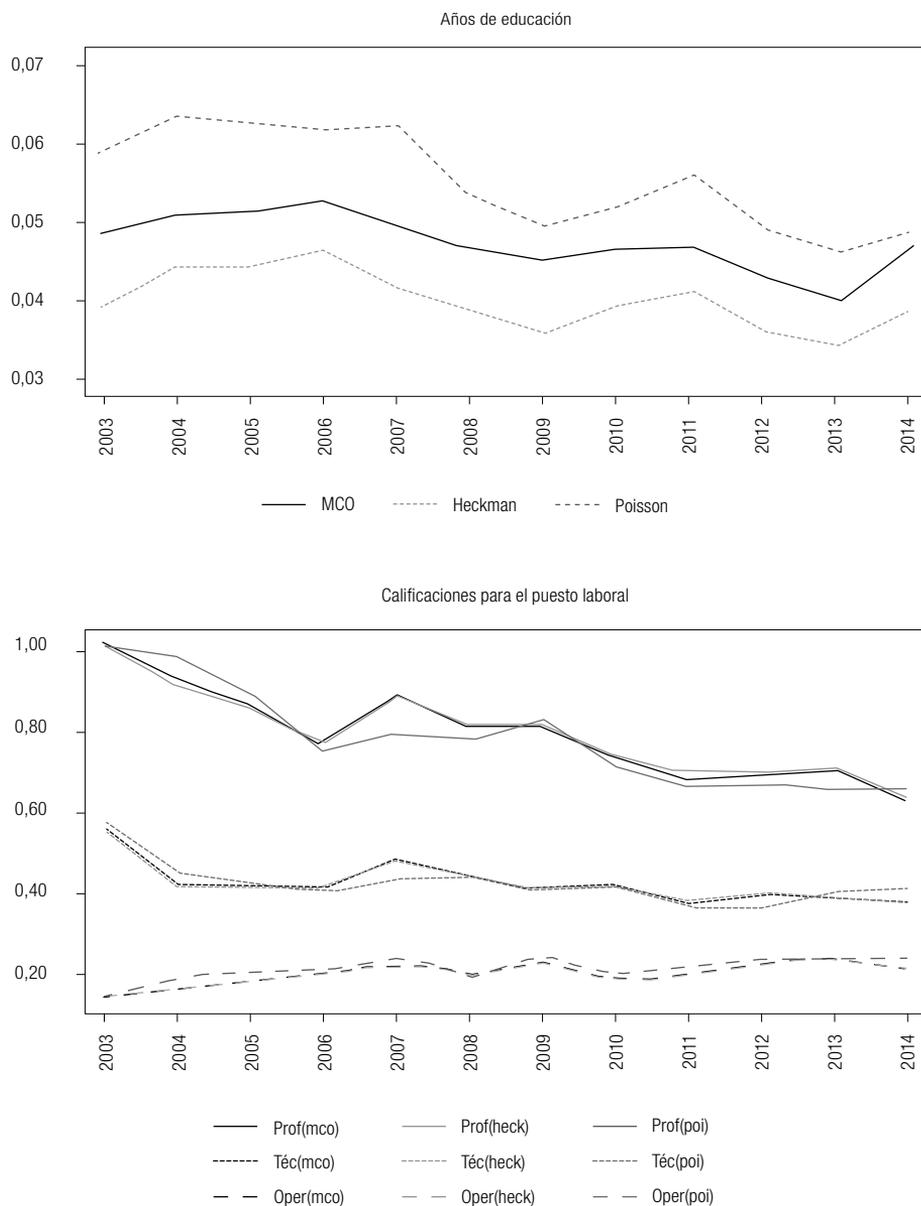
Adicionalmente, el sesgo sobre retornos a la educación resulta positivo en todos los años analizados, para hombres y mujeres, con un valor ligeramente superior en este último caso. De nuevo, en lo que respecta a calificaciones laborales, no se puede concluir acerca de la existencia de sesgos de magnitud en ninguno de los coeficientes (ni por género ni por tipo de calificación).

Análisis comparado. Las tres estimaciones de Mincer

Los principales resultados de la estimación de los retornos a la educación y a las calificaciones laborales por medio de ecuaciones de Mincer y su aplicación a los datos de Argentina (2003-2014) pueden resumirse gráficamente. En la figura 2, se muestra la evolución de los retornos a la educación y premios por calificación para los tres modelos propuestos: MCO, modelo de Heckman y Poisson. Para los años de educación formal, ambas estimaciones por mínimos cuadrados muestran retornos menores a los que plantea la estimación de Poisson. En términos de la evolución de estos retornos, se repite la tendencia a largo plazo decreciente en el premio por educación; si bien, por las fluctuaciones año a año del modelo con corrección de Heckman, resulta más adaptada la que describe la versión de Poisson que la resultante de la estimación mínimos cuadrados, lo que refleja entre este último modelo y el de Heckman una diferencia que se manifiesta netamente en niveles.

Figura 2. Retornos a la educación y premios por calificación. Tres alternativas de estimación

34



Fuente: elaboración propia con base en EPHC-Indec.

En cuanto a las calificaciones para las tareas laborales, el pago por estos atributos no difiere sustancialmente entre las tres alternativas planteadas. Bajo los tres modelos, las calificaciones profesionales y técnicas siguen siendo decrecientes en el periodo y crecientes las calificaciones operativas. La elección de una estimación particular para la ecuación de Mincer no parece descansar en los valores de estos premios.

Conclusiones

Los retornos a la educación y otros premios a atributos de los asalariados tienen fuerte incidencia no solo a nivel de la media de ingresos, sino también en sus distribuciones. Esto refuerza la necesidad de eliminar cualquier distorsión que pueda afectar la consistencia de sus estimaciones.

El aporte de este trabajo es cuantificar alternativas al enfoque tradicional de mínimos cuadrados que se focalicen en la eliminación de potenciales sesgos en el valor de los retornos a sus atributos. Las estimaciones reflejaron retornos a la educación mayores en el caso de Poisson, seguidas en valor por los coeficientes del modelo mínimos cuadrados y, finalmente, por aquellos del modelo con corrección de sesgo de Heckman. En cuanto a los premios a las calificaciones, no se encontraron diferencias de magnitud entre las distintas especificaciones propuestas.

Las dos medidas alternativas al modelo de MCO parten de las inconsistencias de la estimación log-linealizada desde dos enfoques diferentes. La alternativa Poisson se enfoca en la heterocedasticidad de los datos como fuente que invalidaría la aplicación de MCO. Desde un marco más empírico, el modelo de Heckman con doble regla de selección se basa en la distorsión que causan estimaciones basadas en muestras no aleatorias.

Más allá de su punto de partida, ambas especificaciones alternativas de las ecuaciones de Mincer son un paso adelante en la correcta estimación de los coeficientes respecto al modelo básico de mínimos cuadrados. Sin embargo, y debido a su naturaleza puramente empírica, la significatividad del modelo con corrección de sesgo muestral resulta altamente dependiente de la particular especificación propuesta. En contraste, se verifica la correcta especificación del modelo de Poisson

"Bajo los tres modelos, las calificaciones profesionales y técnicas siguen siendo decrecientes en el periodo y crecientes las calificaciones operativas".

para estimar la media condicional. Las estimaciones de Heckman y la extensión de su análisis a cada género por separado sugieren que, en el análisis de los sesgos muestrales, se deben tener presentes las condiciones diferenciales del mercado laboral para trabajadores femeninos y masculinos por separado.

Si bien estas reflexiones se refieren a la aplicación particular de los tres modelos al caso argentino en el periodo 2003-2014, se toma en consideración la utilidad que reporta el empleo de la distribución de Poisson para ecuaciones de Mincer, especialmente si el objetivo de las investigaciones en este campo es el análisis de valores centrales. Para el tratamiento de datos de ingresos, que por su propia naturaleza son heterocedásticos, los métodos distributivos (ya sea vía regresión por cuantiles o por medio de indicadores que capten la totalidad de las distribuciones de ingresos) son buenas alternativas de análisis.

Referencias

- Alejo, J. (2012). *Educación y desigualdad: una metodología de descomposición basada en dos interpretaciones de la ecuación de Mincer. Evidencia para Argentina*. Anales XLVII Reunión AAEP. Recuperado el 13 de junio de 2017 de <http://www.aaep.org.ar/anales/works/works2012/Alejo.pdf>
- Aliaga, R. y Montoya, S. (1998). Tasas de retorno a la inversión en capital humano: Argentina 1990-1998. *Revista Estudios*, 21(86), 95-117.
- Alzúa, M. L., Gasparini, L. y Haimovich, F. (2010). Educational reform and labor market outcomes: The case of Argentina's Ley Federal de Educación. *Doc. de Trabajo*, (111). Recuperado el 13 de junio de 2017 de <http://cedlas.econo.unlp.edu.ar/esp/documentos-de-trabajo.php>.
- Beccaria, L. y Orsatti, A. (1979). Sobre el tamaño del desempleo oculto en el mercado de trabajo urbano de la Argentina. *Desarrollo Económico*, 19(74), 251-267. doi: <https://doi.org/10.2307/3466628>
- Becker, G. S. (1964). *Human capital theory*. Columbia, New York: National Bureau of Economic Research.
- Busso, M. y Romero Fonseca, D. (2015). Female labor force participation in Latin America: Patterns and explanations. *Documentos de Trabajo del CEDLAS*, (187). Recuperado de <http://cedlas.econo.unlp.edu.ar/esp/documentos-de-trabajo.php>
- Cameron, A. C. y Trivedi, P. K. (2010). *Microeconometrics using stata* (vol. 2). College Station, TX: Stata Press.
- Casal, M., Terán, C. y Paz, J. (2016). Educación y desigualdad: evolución en Argentina en los últimos 20 años (1995-2015). *Anales LI Reunión AAEP*. Recuperado de <http://www.aaep.org.ar/anales/works/works2016/casal.pdf>
- Galassi, G. y Andrada, M. (2011). Relación entre educación e ingresos en las regiones geográficas de Argentina. *Papeles de Población*,

(69), 257-290. Recuperado de <http://www.scielo.org.mx/pdf/pp/v17n69/v17n69a9.pdf>

Heckman, J. J. (1979). Sample selection bias as a specification error. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 47(1), 153-161. doi: <https://doi.org/10.2307/1912352>

Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina (Indec). (2001). Encuesta permanente de hogares. En *Clasificador Nacional de Ocupaciones-CON versión 2001*. Buenos Aires: autor.

Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina (Indec). (2002). Dirección de índices de precios de consumo. En *Paridades de poder de compra del consumidor (PPCC)*. Buenos Aires: autor.

Mincer, J. (1974). Schooling, experience and earnings. *Human Behavior & Social Institutions*, (1-2), 71-93.

Moncarz, P. E. (2012). Trade liberalization and wage premium in Argentina: The role of trade factor intensity. *The Developing Economies*, 50(1), 40-67. Recuperado de <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1746-1049.2011.00154.x/full>.

Newey, W. K. y McFadden, D. (1994). Large sample estimation and hypothesis testing.

Handbook of Econometrics, 4, 2111-2245. doi: [https://doi.org/10.1016/S1573-4412\(05\)80005-4](https://doi.org/10.1016/S1573-4412(05)80005-4)

Park, R. E. (1966). Estimation with heteroscedastic error terms. *Econometrica (pre-1986)*, 34(4), 888. doi: <https://doi.org/10.2307/1910108>

Paz, J. (2013). Segmentación del mercado de trabajo en la Argentina. *Desarrollo y Sociedad* (72), 105-156. Recuperado de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=169129783004>. doi: <https://doi.org/10.13043/dys.72.3>

Piselli, C. (2008). La encuesta permanente de hogares: fuente de datos socioeconómicos de Argentina. Instituto de Investigaciones Económicas, Facultad de Ciencias Económicas Jurídicas y Sociales, UNSa. *Reunión de Discusión*, (184). Recuperado de <http://www.economicas.unsa.edu.ar/ie/Archivos/RD184.pdf>

Santos Silva, J. y Tenreiro, S. (2006). The log of gravity. *The Review of Economics and Statistics*, 88(4), 641-658. Recuperado de <http://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/rest.88.4.641>. doi: <https://doi.org/10.1162/rest.88.4.641>

Tunali, I. (1986). A general structure for models of double-selection and an application to a joint migration/earnings process with remigration. *Research in Labor Economics*, 8 (Part B), 235-282.