Análisis Económico, vol. XXXVI, núm. 93, septiembre-diciembre de 2021, pp. 5-26, ISSN: 0185-3937, e- ISSN: 2448-6655

Asignación y desajuste en el mercado laboral de México: El rol de las habilidades bajo sesgos de selección múltiples en muestras complejas

Allocation and misadjustment in the Mexican Labor Market: The role of abilities under multiple selection bias and complex sampling

Recibido: 18/mayo/2021; aceptado: 10/agosto/2021; publicado: 01/septiembre/2021

https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2021v36n93/Moreno

Jorge Omar Moreno Treviño[*]
Norma Aida Valenzuela Sánchez[**]

RESUMEN

El presente artículo analiza la importancia de las habilidades cognitivas y físicas del trabajador en la asignación de su ocupación laboral, y el papel de este sesgo potencial en la identificación de los parámetros asociados a los salarios y a la oferta laboral, lo anterior en un contexto de selección múltiple y diseño muestral complejo. Con la metodología propuesta, se estiman los determinantes de la ecuación de salarios se identifican los rendimientos a la educación, compensación a la sobreeducación, penalización a la subeducación, y rendimientos a la experiencia laboral; también se estiman los determinantes de la oferta laboral, todo lo anterior por tipo de ocupación y por género. Los resultados muestran que las habilidades cognitivas juegan un papel fundamental en la correcta asignación de trabajos administrativos, y en menor medida, de los trabajos elementales y manuales; por contraparte las habilidades físicas poseen un rol contrario en términos de asignación. Una vez controlados los sesgos pertinentes, los trabajadores subeducados no tienen penalización salarial en puestos de trabajo manuales y elementales; en contraste, en trabajos administrativos si existe compensación salarial en cada año adicional, y se recibe una penalización por cada año faltante. Por otra parte, el logro de la escolarización de las mujeres está siendo premiado en ocupaciones administrativas, aumentando el costo de permanecer en el hogar y asignándose más ocupaciones administrativas a tasas similares a las de los hombres.

Palabras clave: desajuste; habilidades; oferta laboral; diferencias salariales; sesgo de selección; muestras complejas.
Clasificación JEL: I21; J24; J31.

Esta obra está protegida bajo una Licencia Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional.

[*] Universidad Autónoma de Nuevo León. Facultad de Economía. Monterrey, N.L., México. Correo electrónico: jorge.morenotr@uanl.edu.mx. ORCID: 0000-0002-5658-6763
[**] Universidad Autónoma de Nuevo León. Facultad de Economía. Monterrey, N.L., México. Correo electrónico: normaaidavalsan@gmail.com. ORCID: 0000-0003-3415-182X

ABSTRACT

This paper analyzes the importance of the cognitive and physical abilities of the worker in the assignment in an occupation and the role of this potential bias in the identification of the parameters associated with wages and labor supply, the above in a context of multinomial selection and complex sample design. The determinants of the salary equation are estimated using the proposed methodology, identifying returns to education, compensation for over-education, penalties for under-education, and returns to work experience; The determinants of the labor supply are also estimated, all the above by type of occupation and by gender. The results show that cognitive skills play a fundamental role in the correct assignment of administrative jobs, and to a lesser extent, of elementary and manual jobs; on the other hand, physical abilities play an opposite role in allocation. Once the pertinent biases are controlled, the under-educated workers do not have a salary penalty in manual and elementary jobs; in contrast, in administrative jobs, there is a salary compensation in each additional year, and a penalty is received for each missing year. On the other hand, the achievement of women's schooling is being rewarded in administrative occupations, increasing the cost of staying at home and being assigned more in administrative occupations at rates like those of men.
Keywords: misadjustments; skills; labor supply; salary differences; selection bias; complex samples.
JEL Classification: I21; J24; J31.

INTRODUCCIÓN

La sincronización entre el sistema educativo y el mercado laboral ha sido motivo de mucho estudio durante varias décadas entre los educadores, los responsables de formular políticas y los científicos sociales. El grado en que este proceso tiene éxito para asimilar la oferta laboral colocándola en su canal de mayor valor social es un factor fundamental que determina los resultados del mercado de trabajo, el crecimiento económico, la productividad y la competitividad.

Si el crecimiento de la oferta educativa sobrepasa al de la demanda laboral, y el ajuste en salarios y plazas disponibles no es perfecto o inmediato, puede reflejarse en un excedente de trabajadores calificados en términos de desempleo, pero también en trabajadores que son sobreeducados para los trabajos que realizan. Esto significa, que las empresas no estarían aprovechando plenamente la capacidad productiva de sus trabajadores.

El interés por analizar el desajuste de capacidades se remonta a los años 70s, cuando los aumentos en la oferta de graduados en los Estados Unidos parecían sobrepasar la demanda (Freeman, 1977). Desde entonces, la literatura se ha ampliado para diversos países en el mundo (Chevalier y Lindley, 2009; Kucel, 2011; Leuven y Oosterbeek, 2011; Quinn y Rubb, 2006; Flisi *et al.*, 2017; Duncan y Hoffman, 1981; Sicherman, 1991; Capsada-Munsech, 2017; McGuinness y Pouliakas, 2017; Levy, 2018).

Entender las causas y efectos sobre variables como ingreso laboral, horas de trabajo, salarios de mercado y desajustes resultantes que podrían ocurrir en el mercado de trabajo, es un tema académicamente interesante, y desde el punto de vista de política pública es fundamental en el diseño de estrategias que pretendan mejorar genuinamente las condiciones laborales de millones de mexicanos en el corto y largo plazo. El presente estudio busca expandir los resultados de asignación laboral y desajuste educativo encontrados en artículos recientes (Valenzuela y Moreno, 2018; y Valenzuela, Bajo y Moreno, 2018), empleando una metodología que permita corregir los potenciales sesgos de selección muestral múltiple en un contexto de muestras complejas, esto es, bajo presencia de factores de expansión que afectan el peso de cada observación en la muestra y su representatividad con respecto a la población objetivo.

El objetivo del presente artículo es explorar el rol de las habilidades cognitivas y físicas del trabajador en la selección de ocupación en el mercado laboral (especificadas categóricamente como desempleado, empleo elemental, empleo manual y empleo administrativo), posteriormente definir si están asignados o no correctamente y medir los efectos de dicha asignación en la determinación de salarios y horas trabajadas por género y tipo de ocupación.

El artículo está estructurado en tres secciones. En la primera sección se realiza una revisión de literatura y se plantean las principales teorías que respaldan la investigación; posteriormente, en la sección 2 se presentan la metodología de la construcción de datos; en la sección 3 se muestran los modelos y las estimaciones, así como el análisis de resultados; y finalmente, se presentan las conclusiones.

I. MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL

Desajuste educativo

El desajuste educativo se define como la diferencia entre el nivel de escolaridad alcanzado o completado por un trabajador y el nivel de escolaridad requerido para la ocupación donde labora. Y este desajuste se puede ubicar en tres categorías siguiendo a Duncan y Hoffman (1981):

i. Sobreeducado: cuando la educación que aporta un trabajador al mercado laboral excede la requerida para su ocupación o trabajo.
ii. Subeducado: cuando el nivel educativo del trabajador es inferior al requerido por el puesto de trabajo.
iii. Adecuadamente ubicado: cuando el nivel educativo corresponde con el requerido por su puesto de trabajo.

El concepto de "exceso de educación" fue introducido por Thurow (1975) y Freeman (1976). Desde entonces, existen diferentes puntos de vista acerca de este fenómeno en la literatura.

La teoría de la competencia laboral (Thurow 1975), supone que el exceso de educación es un fenómeno permanente y las características del trabajador desempeñan un papel importante en el proceso de asignación. Por lo tanto, para una ocupación en particular, las personas con las mejores características obtendrán la posición. Sin embargo, incluso los trabajadores con buenas características pueden ser sobreeducados si no hay trabajos que coincidan con su nivel de educación. En esta situación, el exceso de educación puede convertirse en un estado permanente si no se ofrecen nuevos puestos de trabajo altamente calificados.

Por su parte, la teoría del capital humano (Becker, 1993) asume que las personas invierten en educación para maximizar el valor de sus salarios esperados, y las empresas tratan de utilizar las habilidades de los trabajadores para obtener la máxima productividad. En consecuencia, este enfoque considera la sobreeducación como un desajuste temporal debido a la información imperfecta entre las necesidades de los trabajadores y las empresas. Después de un corto período, el trabajador buscará un trabajo que coincida con su potencial, o la empresa adaptará la educación del trabajador para aprovechar al máximo sus habilidades.

La teoría de *matching* (Pissarides, 2000) coincide en que la sobreeducación es un fenómeno temporal. En este enfoque, inicialmente los trabajadores aceptan un trabajo que no corresponde con su nivel de estudios, pero se espera que con el tiempo mejoren su correspondencia laboral. Otra teoría que aborda la sobreeducación como un fenómeno a corto plazo es la teoría de la movilidad ocupacional (Sicherman y Galor, 1990), que afirma que la sobreeducación es un desajuste temporal porque los trabajadores sobreeducados pronto son promovidos o se trasladan a trabajos más exigentes.

En el modelo de búsqueda (*job-screening)* de Spence (1973), el mercado laboral está caracterizado por información imperfecta. La premisa de esta teoría es la incertidumbre en torno a la decisión de contratación, vinculada al hecho de que el empleador no sabe, antes de contratar, qué tan productivo será un empleado en particular, usando la escolaridad como señalización. Por tanto, los individuos invertirán en educación para mostrar una alta productividad.

Búsqueda de empleo

La Teoría de la Búsqueda de empleo (Mortensen,1986; Mortensen, 2011) se centra en el análisis de las decisiones por parte del individuo que busca un empleo y que tiene que elegir entre las diversas ofertas que le ofrecen e incluso permanecer desempleado, con base al salario que considera como aceptable y a una estrategia de búsqueda optimizadora. Se hace hincapié en la concepción del mercado de trabajo como un mercado competitivo, pero se toman decisiones en un contexto de incertidumbre o información incompleta. El punto de partida consiste en considerar un trabajador individual en búsqueda de empleo que, en un momento dado, se enfrenta con una determinada gama de oportunidades de empleo, cada una con su propia oferta salarial, suponiendo que el trabajador conoce la distribución de probabilidad de las diferentes ofertas salariales disponibles. Sin embargo, tiene que trasladarse a las diferentes empresas para conocer cuáles son las ofertas salariales específicas. La duración óptima del proceso de búsqueda será aquella en la que se maximicen los beneficios netos del trabajador.

Diferencias de género

La incorporación del análisis económico a temas de género y salarios inicia cerca de 1930, donde aspectos como la tercerización del empleo y la asignación ocupacional, motivaron el estudio de las causas de las diferencias salariales entre hombres y mujeres, como también trabajos sobre la producción doméstica y el uso del tiempo en las décadas de 1960 y 1970 (Cortés *et al.*, 2016). Posteriormente con los estudios realizados de Becker (1971) sobre la discriminación por gustos, Arrow (1972) y Phelps (1972) sobre discriminación estadística, se puso atención especial en la explicación de las diferencias salariales atribuidas a factores no observables, provenientes de la demanda de trabajo.

Como consecuencia de lo anterior, los roles de género han jugado un papel importante en la estimación de los montos salariales, y la relación entre el género y los salarios ha contado con gran acogida. Para el caso de México, investigadores como Castro, Huesca y Zamarrón (2015); Arceo y Campos (2014) encuentran como resultado en lo general que, en promedio, las brechas salariales han disminuido a lo largo del tiempo.

Elección ocupacional

La teoría económica generalmente ha tratado la elección ocupacional como un problema del mercado laboral sobre el conjunto de alternativas relevantes, siendo la hipótesis subyacente que el individuo selecciona la ocupación que maximiza la utilidad dadas las preferencias personales, los ingresos esperados en cada ocupación alternativa, y las condiciones en cada mercado laboral como salarios y las horas trabajadas (Roy 1951; Heckman y Sedlacek, 1985).

Roy (1951) fue pionero en desarrollar el enfoque de autoselección, señalando las implicaciones económicas de la variación de la habilidad para la elección ocupacional, la estructura de los salarios y la distribución de los ingresos. Heckman (1979), inició el análisis empírico del mercado laboral corrigiendo el sesgo de selección en muestras truncadas. La elección del empleo, condicional en las variables de contexto, induce un sesgo que potencialmente afecta la identificación de los coeficientes asociados a la asignación laboral.

Pero no solo las habilidades cognitivas son importantes en el análisis del mercado laboral, las habilidades físicas, como el peso y la estatura pueden influir al momento de conseguir un tipo de empleo. Vogl (2014) se basa en el modelo de Roy para estudiar los roles relativos de fuerza e inteligencia en la explicación de la prima de altura del mercado de trabajo en México, y encuentra que los trabajadores más

altos reciben mayores salarios. Una de sus explicaciones es que existe una correlación entre la estatura adulta y dos habilidades productivas: fuerza e inteligencia.

La relación positiva entre estatura y prima salarial también ha sido validada en diferentes países, a saber, Schultz (2002) para Ghana, Brasil y los EE. UU; Sohn (2015) para Indonesia; Gao y Smyth (2010) para China; Botello y Guerrero (2017) para Ecuador.

Teniendo en cuenta los resultados anteriores, la presente investigación busca analizar la asignación laboral y el desajuste educativo en el mercado laboral de México con base en sus habilidades cognitivas y físicas, empleando una metodología que corrige los sesgos de selección muestral múltiple, pero bajo muestras complejas, esto es, considerando los denominados "factores de expansión muestral" que permiten corregir el diseño muestral. En este caso, el presente trabajo es el primero en su tipo al integrar ambos conceptos al estudio de la asignación laboral.

La corrección de los sesgos de selección en combinación con el uso de muestras de diseño complejo multinivel con factores de expansión, permiten definir las siguientes hipótesis para esta investigación:

1. Las habilidades de las personas les permiten asignarse correctamente a un trabajo.
2. Las ganancias en salarios de la correcta asignación se asocian con el tipo de empleo y está determinado por la correspondencia entre nivel educativo y tipo de trabajo.
3. El impacto en la oferta laboral por consecuencia es significativo y heterogéneo.

II. METODOLOGÍA Y DATOS

Se utiliza el método de elección logística multinomial para definir la selección laboral, utilizando la ocupación como variable dependiente. Posteriormente, se utiliza el modelo propuesto por Duncan y Hoffman (1981) que permite estimar el retorno de un año de educación o subeducación adicional, pero se combina la corrección por sesgo de selección múltiple con el uso de factores de expansión asociados a muestras complejas, y la correspondiente estimación de los coeficientes y sus errores estándar bajo este tipo de diseño muestral. Y finalmente, se aplica el mismo modelo para estimar la oferta laboral.

Lo anterior permite recuperar consistentemente los coeficientes asociados a los determinantes de la ecuación de salarios (los rendimientos a la educación, compensación por sobreeducación, penalización por subeducación, rendimientos a la experiencia laboral, entre otros) así como los coeficientes asociados a oferta laboral (escolaridad, edad, total de hijos, ingreso no laboral, experiencia laboral, entre otros).

Se utilizan los datos de la Encuesta Nacional de los Niveles de Vida de los Hogares (ENNVIH) para realizar todo el análisis estadístico y estimaciones, se emplean los datos del último levantamiento 2009-2012. Si bien es cierto que el periodo no es actual, es la única encuesta en México que además de medir aspectos como educación, trabajo, ingreso laboral y no laboral, mide las habilidades cognitivas de los individuos mediante la prueba de Raven[1] y habilidades físicas como estatura y peso. Estas variables son fundamentales en esta investigación. En primer lugar, se consideran todas las personas entre 15 y 65 años, para analizar su elección laboral. Posteriormente la muestra se reduce a las personas empleadas entre 15-65 años, que trabajan 20 horas o más a la semana.

El cuadro 1 presenta una descripción general del mercado laboral en México para individuos entre 15 y 65 años, utilizando datos de la ENNVIH (2009-2012). Los datos revelan que el 88.53% del total de los hombres son trabajadores, a diferencia de solo el 36.68% de las mujeres.

[1] Es una prueba no verbal que mide la capacidad intelectual general mediante la comparación de formas y el razonamiento analógico (Raven, Court y Raven, 1996).

Los trabajadores de la muestra se encuentran asignados en distintas ocupaciones, las cuales se dividen en elementales, manuales y administrativas[2], siguiendo los criterios del Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO, 2019) presentado por Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI)[3].

a. Las "ocupaciones elementales" son aquellas que realizan tareas físicas o manuales sencillos y rutinarios, pueden necesitar fuerza y/o resistencia física, y/o requieren del uso de herramientas manuales (ocupaciones que cumplen con la competencia I de SINCO).
b. Las "ocupaciones manuales" son aquellas en las que se desempeñan tareas como el manejo de maquinaria y equipos electrónicos, la conducción de vehículos, así como la manipulación, ordenamiento y almacenamiento de información. Se necesita un grado relativamente avanzado de instrucción y de aritmética, además de buena comunicación personal para el trabajo desempeñado (ocupaciones que cumplen con la competencia II de SINCO)
c. Finalmente, las "ocupaciones administrativas" exigen el desempeño de funciones técnicas y prácticas complejas basadas en el conocimiento concreto en un área especializada. También realizan funciones que requieren la toma de decisiones y la solución de problemas complejos basándose en un amplio conocimiento teórico y práctico en un área determinada (ocupaciones que cumplen con la competencia III y IV de SINCO)

La clasificación del cuadro 1 muestra que la mayoría de las personas que trabajan se ubican en empleos manuales, seguido de puestos administrativos. Un punto interesante es la convergencia en las elecciones ocupacionales entre géneros, el 35.75% de hombres y el 35.15% de las mujeres eligieron trabajar en ocupaciones complejas (administrativas), las cuales ponen más peso en la habilidad. Siguiendo los datos obtenidos en Valenzuela y Moreno (2018) los perfiles de salarios, capacidad cognitiva y escolaridad son más elevados para las personas empleadas en ocupaciones administrativas.

Cuadro 1
Clasificación laboral de las personas en México por género
Porcentaje de trabajadores por tipo de empleo
(15-65 años)

	Total Población		**Total de Trabajadores**	
Clasificación	**Hombres**	**Mujeres**	**Hombres**	**Mujeres**
Sin empleo	11.47	63.32	-	-
Elemental	7.24	5.52	8.18	15.06
Manual	49.64	18.26	56.07	49.79
Administrativo	31.65	12.89	35.75	35.15
TOTAL (n)	18,259,726	24,559,033	16,164,429	9,008,471

Fuente: Elaboración propia con datos de ENNVIH-3 (2009-2012).

[2] En Valenzuela y Moreno (2018) las ocupaciones se dividieron en dos grandes grupos; "administrativos-no manuales" y "obreros-manuales". En este trabajo se añaden dos grupos más definidos como "ocupaciones elementales" y también la opción de "no trabajar".

[3] El Sistema nacional de clasificación de ocupaciones 2019 (SINCO) se inscribe dentro de los trabajos para alcanzar la estandarización de las clasificaciones, como instrumento fundamental para la producción y análisis estadístico, así como para asegurar un manejo uniforme y comparable de los datos producidos por distintas unidades del Estado o por otras instituciones nacionales.

Comprender las diferencias de género en la elección ocupacional es importante al vínculo estrecho de estas diferencias con la mala asignación de habilidades y la productividad agregada. Este documento utiliza información de elección ocupacional para medir el efecto de la asignación laboral sobre la oferta laboral y salarios, explicándolo por la heterogeneidad ocupacional y de las habilidades.

III. MODELOS, ESTIMACIONES Y RESULTADOS

En esta sección presentamos los modelos seleccionados, así como las estimaciones pertinentes para cada una de las etapas de nuestros objetivos de estudio.

Clasificación laboral

El primer modelo estimado define la selección laboral. Se utilizó el método de elección logística multinomial, utilizando la ocupación como variable dependiente. Se considera que el individuo elige una de varias ocupaciones en el mercado laboral (*elemental, manual o administrativa*), o en su caso decide "no participar" en función de variables de contexto. Como categoría base se emplea la categoría "*no empleo"*, la cual incluye a los que no trabajan, a los desempleados y a las amas de casa. Se consideran como variables contextuales diferentes características personales y demográficas del individuo.

$$Prob(Ai = j \mid x, \Omega_i, u_i) = \frac{\exp(\delta + x_i\beta + \Omega_i\gamma + u_i)}{\sum_{j=1}^{n} \exp(\delta + x_i\beta + \Omega_i\gamma + u_i)} \qquad (1)$$

donde:

- La variable dependiente A_i toma los valores de *0=sin empleo, 1=elemental, 2=manual, 3=administrativo*.
- x_i es un vector de características personales que podrían influir en la elección laboral (habilidades, experiencia, características físicas, número de hijos); Se emplean los resultados de la prueba de Raven como medida proxy de habilidad cognitiva (inteligencia) de los individuos (scores de 0-100); experiencia potencial (edad- años de escolaridad-6); estatura como medida de fuerza y resistencia del individuo (habilidades físicas).
- Ω_i *e*s un vector de variables dicotómicas que integra mejor ámbito rural o urbano., estado civil, si es jefe de hogar; u_i es el término de error correspondiente.

El cuadro 2 muestra los resultados de este modelo para hombres y mujeres. La primera fila nos indica el efecto de la habilidad cognitiva en la selección laboral. Los datos muestran que un aumento de una desviación estándar en la prueba de habilidad del trabajador aumenta la probabilidad de asignarse en un empleo administrativo en un 4.4% para los hombres y un 7.2% en el caso de las mujeres. Las habilidades cognitivas no son significativas para los hombres sin empleo y para los ubicados en empleos elementales, mientras que las mujeres con mayores habilidades reducen su probabilidad de ubicarse en alguna de estas dos opciones.

Una explicación a ello es que se espera que los individuos con diferentes habilidades sean igualmente productivos cuando se emplean en ocupaciones que se caracterizan por un contenido analítico relativamente bajo. Sin embargo, si se emplean en ocupaciones intensas en tareas analíticas, la productividad es más elástica a las habilidades (Keller 2019).

Por su parte, consistente con Voghl (2014), las habilidades físicas, como el peso, solamente influye en los trabajadores hombres de ocupaciones manuales, pero esta variable no resultó significativa para las mujeres. En el caso de la estatura, ésta no fue estadísticamente significativa en ninguno de los casos.

Otra variable analizada es la experiencia laboral de las personas; se observa que entre más son los años de experiencia, mayor es la probabilidad de tener un empleo administrativo para ambos géneros. La variable estado civil tienen efectos contrarios para hombres y mujeres: mientras el estar casado reduce la probabilidad de no tener empleo en un 3.3% para los hombres, las mujeres casadas aumentan su probabilidad de no tener empleo en un 14.81%.

Lo mismo sucede con el número de hijos, tener más hijos reduce la probabilidad de estar sin empleo para los hombres y aumenta su posibilidad de emplearse en empleos manuales. En el caso de las mujeres, el tener más hijos aumenta su probabilidad de estar sin empleo y reduce su probabilidad de emplearse en ocupaciones administrativas.

Respecto a ser "jefe de hogar", se encontró que tanto para hombres y mujeres se reduce la probabilidad de permanecer sin empleo en un 6%, y solamente para las mujeres jefas de hogar aumenta la probabilidad de emplearse en puestos administrativos.

El vivir en zona rural aumenta la probabilidad de participar como empleado manual para los hombres en un 12.81%, reduciendo su probabilidad en los otros dos tipos de empleo. En el caso de las mujeres, vivir en zonas rurales aumenta su probabilidad de no tener empleo.

Con estos resultados se comprueban los hallazgos previos en Valenzuela y Moreno (2018): los procesos de selección en ocupaciones que requieren personal más calificado se valora la formación académica y las capacidades cognitivas, independientemente del género, y existen ocupaciones elementales que no valoran esta dimensión del capital humano.

Cuadro 2
Modelo Logit Multinomial de Selección Laboral: Efectos Marginales en Probabilidad de Selección

	Hombres				Mujeres			
	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII
Variable	Sin Empleo	Empleo Elemental	Empleo Manual	Empleo Administrativo	No Empleo	Empleo Elemental	Empleo Manual	Empleo Administrativo
Habilidad cognitiva Raven	0.0007	0.0069	-0.0519[d]	0.0444[d]	-0.0573[d]	-0.0207[d]	0.0062	0.0719[d]
(Z estandarizado)	(0.0084)	(0.0093)	(0.0134)	(0.0125)	(0.0112)	(0.0060)	(0.0085)	(0.0090)
Habilidad cognitiva	0.0062	-0.0087	-0.0176	0.0200[a]	-0.0051	-0.0070	0.0177[a]	-0.0056
Raven^2	(0.0071)	(0.0063)	(0.0121)	(0.0115)	(0.0106)	(0.0053)	(0.0091)	(0.0073)
Peso (kilos)	-0.0024	0.0055[b]	-0.0045	0.0014	-0.0043	0.0029	-0.0003	0.0017
	(0.0023)	(0.0025)	(0.0048)	(0.0046)	(0.0044)	(0.0023)	(0.0037)	(0.0031)
Peso al cuadrado (kilos)	0.0000	-0.0000[a]	0.0000	-0.0000	0.0000	-0.0000	-0.0000	-0.0000
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
Estatura (metros)	4.0113	-2.2094	-2.0034	0.2015	0.8849	-0.9030	-0.5373	0.5554
	(2.7089)	(2.2492)	(4.8712)	(4.4778)	(4.3310)	(1.2699)	(2.8743)	(2.1739)
Estatura al cuadrado	-1.1781	0.6351	0.5549	-0.0119	-0.3410	0.2509	0.1888	-0.0988
(metros)	(0.8069)	(0.6654)	(1.4517)	(1.3329)	(1.4029)	(0.4057)	(0.9209)	(0.6914)
Experiencia laboral (años)	-0.0105[d]	-0.0039[b]	-0.0012	0.0157[d]	-0.0255[d]	0.0044[d]	0.0098[d]	0.0113[d]
	(0.0018)	(0.0017)	(0.0033)	(0.0032)	(0.0025)	(0.0013)	(0.0022)	(0.0020)
Experiencia laboral^2 (años)	0.0002[d]	0.0001[b]	0.0000	-0.0003[d]	0.0005[d]	-0.0001[c]	-0.0002[d]	-0.0003[d]
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
Estado civil	-0.0337[a]	-0.0288[a]	0.0284	0.0342	0.1481[d]	-0.0487[d]	-0.0745[d]	-0.0248[a]
(1=Casado 0=Otro)	(0.0188)	(0.0154)	(0.0291)	(0.0273)	(0.0215)	(0.0103)	(0.0196)	(0.0140)
Jefe de hogar	-0.0624[c]	-0.0019	0.0294	0.0349	-0.0602[b]	0.0019	0.0088	0.0495[c]
(1=Si 0=No)	(0.0228)	(0.0169)	(0.0317)	(0.0300)	(0.0259)	(0.0112)	(0.0216)	(0.0170)
Número total de hijos	-0.0151[b]	0.0085	0.0218[b]	-0.0153	0.0483[d]	-0.0015	-0.0110	-0.0358[d]
	(0.0065)	(0.0059)	(0.0100)	(0.0097)	(0.0101)	(0.0036)	(0.0101)	(0.0061)
Área rural (1=Rural	0.0081	-0.0550[d]	0.1281[d]	-0.0811[d]	0.1225[d]	-0.0446[d]	-0.0226	-0.0553[d]
0=Urbano)	(0.0131)	(0.0157)	(0.0236)	(0.0233)	(0.0209)	(0.0120)	(0.0177)	(0.0166)
Tamaño de Muestra: n	4719	4719	4719	4719	6375	6375	6375	6375

Notas: 1) El modelo estimado utiliza SIN EMPLEO como categoría base de medio de decisión laboral para su estimación. 2) En la variable 0=SIN EMPLEO se consideran a los Desempleados o Sin Trabajo o Amas de Casa. 3) Cada coeficiente muestra el cambio en la probabilidad (efecto marginal) de estar en esa categoría laboral para cada variable exógena considerada. Los errores estándar se muestran entre paréntesis. 5) Los indicadores de significancia estadística *(Valor-p)* son: [a] p<0.10, [b] p<0.05, [c] p<0.01, [d] p<0.001.
Fuente: Estimaciones propias usando ENNVIH-3 (2009-2012).

Desajuste educativo

Un punto importante de analizar en el mercado laboral, además del fenómeno de desempleo, es que los trabajadores estén asignados correctamente y si su preparación académica realmente está siendo recompensada en su trabajo. En este sentido, este apartado mide el porcentaje y características de las personas bien asignadas y de aquellas en desajuste educativo.

Cuadro 3
Características de los trabajadores por tipo de ajuste laboral

	Mujeres			Hombres		
Variables	**Sub educado**	**Bien asignado**	**Sobre educado**	**Sub educado**	**Bien asignado**	**Sobre educado**
Salario / Hora	18.3	28.0	22.2	19.2	24.3	28.6
Horas / Semana	44.9	43.7	41.9	48.4	49.3	47.7
Raven Score	43.1	58.2	64.8	36.6	54.5	66.0
Escolaridad	4.1	10.8	14.3	2.6	9.1	13.5
Hijos < 6 años	2	1	1	2	1	1
Casado (%)	37.9	35.5	45.0	60.9	51.2	49.8
% del Total	18.22	73.89	7.90	13.89	74.43	11.67

Fuente: Elaboración propia usando ENNVIH-3 (2009-2012).

Los resultados muestran (ver cuadro 3) que en promedio existe una diferencia en las horas trabajadas a la semana entre hombres y las mujeres, el género masculino supera al femenino con una brecha entre 5 y 8 horas según su tipo de asignación. Si comparamos por tipo de asignación, las mujeres sobreeducadas trabajan aproximadamente dos horas menos a la semana que aquellas asignadas correctamente y tres horas menos que las subeducadas. Por su parte, los hombres sobreeducados, al igual que las mujeres, trabajan menos que los bien asignados y que los subeducados.

También se puede ver una desigualdad del salario por hora por género y por tipo de asignación. Las mujeres bien asignadas ganan más que sus contrapartes con desajuste educativo, aproximadamente ganan $10 pesos más por hora que las mujeres subeducadas y $6 más que las sobreeducadas. Para los hombres la situación es diferente, los que más ganan son los hombres sobreeducados. En términos de escolaridad, las mujeres superan a los hombres en las tres categorías, y como se esperaba, las personas sobreeducadas son las que tienen mayor escolaridad.

Salarios

El efecto del desajuste educativo en los salarios se mide estimando el modelo ORU (*Over-Required-Undereducated*, MORU en adelante) de Duncan y Hoffman (1981) pero corrigiendo el sesgo de selección múltiple siguiendo a Huesca y Camberos (2010). En particular, se descompone la escolaridad obtenida por un individuo en tres partes, como lo expresa la ecuación 2:

$$S \equiv S^r + S^o - S^u \qquad (2)$$

Donde S denota educación alcanzada, S^r es la cantidad requerida de educación en el trabajo que el trabajador tiene, $\boldsymbol{S^o}$ es la cantidad de educación obtenida por el trabajador que excede lo que el trabajo actual requiere, y $\boldsymbol{S^u}$ escolaridad faltante a la requerida por su trabajo. Por lo tanto, (2) se reduce a $\boldsymbol{S = S^r}$ para los correctamente emparejados, $\boldsymbol{S \equiv S^r + S^o}$ para los que tienen educación excesiva, y $\boldsymbol{S \equiv S^r - S^u}$ para los

que tienen insuficiente educación. Con esta descomposición, MORU permite una evaluación de los pagos de los años de educación alcanzados, dependiendo de la naturaleza de la asignación laboral.

Los tres componentes de instrucción definidos anteriormente se introducen en una ecuación de salario estándar de Mincer (1974) definida por:

$$ln(W_i) = \beta_1 S_i^r + \beta_2 S_i^o + \beta_1 S_i^u + \gamma X_i + \varepsilon_i \quad (3)$$

Donde $\boldsymbol{X_i}$ es un vector de variables independientes que incluye que incluyen experiencia y experiencia al cuadrado, $\boldsymbol{\gamma}$ es un vector de coeficientes correspondiente y $\boldsymbol{\varepsilon_i}$ es un término de error.

Para los trabajadores correctamente emparejados, $\boldsymbol{\beta_1}$ indica el rendimiento escolar total. Para los trabajadores que no coinciden, los efectos $\boldsymbol{\beta_2}$ y $\boldsymbol{\beta_3}$ interpretados junto con $\boldsymbol{\beta_1}$ producen estimaciones del impacto total de su educación. El retorno total a la educación entre los trabajadores con exceso de educación es $\boldsymbol{\beta_1}$ para los años de escolaridad correspondientes a los requisitos del trabajo más $\boldsymbol{\beta_2}$ para los años adicionales. Entre los trabajadores con bajo nivel de educación, el retorno total a la educación viene dado por $\boldsymbol{\beta_1}$, lo que indica nuevamente el retorno a los años de escolaridad correspondientes a los requisitos de trabajo, pero menos $\boldsymbol{\beta_3}$ por los años de escolarización que faltan.

Valenzuela *et al*., (2018) usaron un enfoque MORU y obtuvieron los signos esperados: cada año de escolaridad requerida tiene un rendimiento de 15.48%, cada año adicional al requerido tiene un rendimiento de 14.66% y por cada año faltante a la requerida tiene una penalización de 6.25%. Comparado con esta investigación, la aportación del presente documento radica en que el análisis MORU se realiza por tipo de trabajo y por género del trabajador y se introduce la aplicación de una metodología que combina la corrección por sesgo de selección múltiple con el uso de factores de expansión en muestras complejas para estimar los coeficientes asociados a la ecuación de salarios.

Por tanto, se estiman 6 ecuaciones MORU corregidos por selección (ecuación 4): "hombres- trabajo elemental", "hombres- trabajo manual", "hombres- trabajo administrativo", "mujeres- trabajo elemental", "mujeres- trabajo manual" y "mujeres- en trabajo administrativo".

$$ln(W_i) = \beta_1 S_i^r + \beta_2 S_i^o + \beta_1 S_i^u + \gamma X_i + \delta \lambda_j + \varepsilon_i \quad (4)$$

donde además de las variables explicadas de la ecuación 3, se añade la corrección de selectividad múltiple $\boldsymbol{\lambda_j}$ (razón de Mills). Los resultados se muestran en el cuadro 4 para los hombres y en el cuadro 5 para las mujeres.

Las estimaciones son diferentes si se comparan entre mujeres y hombres, y entre puestos de trabajo. Asimismo, los estimadores cambian significativamente de valor y en algunos casos de signo al corregir el sesgo de selección. Comenzando por el género masculino, el cuadro 4 contiene los resultados de seis estimaciones, dos estimaciones por cada tipo de empleo, las columnas pares están corregidas por sesgo de selección. En los empleos elementales, solamente la variable años de sobreeducación resulta significativa; por cada año de escolaridad adicional a la requerida se tiene un rendimiento del 16.59%. Mientras que los trabajadores en empleos manuales tienen rendimiento tanto por los años requeridos de escolaridad (22.9 %) y también por los años adicionales (7.99%), pero no tienen penalización por años faltantes. Es decir, un hombre subeducado gana lo mismo que uno bien asignado en un empleo manual.

Por su parte, los resultados para los hombres empleados en actividades administrativas son más cercanos a los resultados esperados del MORU original: cada año de escolaridad requerido tiene una recompensa de 19.10%, cada año de sobreeducación también tiene un rendimiento positivo pero menor (8.83%) y por cada año faltante recibe una penalización del 11.06%.

El cuadro 5 muestra los resultados de las mujeres. Para las trabajadoras en empleos elementales son significativos los años de sobreeducación con un rendimiento del 17.28 % y también la experiencia laboral con un 2.8% de ingreso por cada año adicional. Los resultados para las empleadas en actividades manuales

se muestran en la columna IV. Las mujeres en este tipo de empleo reciben un rendimiento del 41.58% por cada año de escolaridad requerida, cada año adicional al requerido tiene un rendimiento del 18.13% más de ingreso y si tienen años faltantes reciben una penalización del 13.86% por cada uno.

Los rendimientos para las trabajadoras administrativas mantienen el mismo signo que las manuales, pero cambian en magnitud. En este tipo de empleos tienen mayor rendimiento los años de sobreeducación (31.51%) que los requeridos (16.70%). Es decir, una mujer sobreeducada en un puesto administrativo gana más que si está bien asignada. Se puede decir, que las mujeres trabajadoras con mayor escolaridad y experiencia laboral acumulada son recompensadas proporcionalmente más en ocupaciones más complejas. Es decir, el logro de la escolarización de las mujeres está siendo premiado, aumentando el costo de permanecer en el hogar y asignándose cada vez más en ocupaciones administrativas a tasas similares a la de los hombres. Además, la brecha en los retornos a la escolarización en relación con los trabajadores emparejados correctamente difiere según tipo de empleo y género.

Los resultados tanto para hombres y mujeres se resumen en el cuadro 6. Los resultados estimados sugieren que trabajos elementales generan premios a la sobreeducación, mientras que en trabajos con actividades más complejas el efecto de la sobreeducación es consistentemente negativo. Por ejemplo, un hombre que trabaja en un puesto manual y se encuentra sobreeducado tiene un salario 14.9% menor que si se encontrara bien asignado. Por su parte un hombre sobreeducado en un puesto administrativo pierde el 10.27% de su salario.

Un hombre subeducado en un trabajo elemental no tiene ninguna ganancia ni penalización, pero el que trabaja en un trabajo manual y está subeducado tiene una ganancia total de 22.9% más de salario y el subeducado que trabaja en un puesto administrativo solamente gana 7.6% más de su salario que si estuviera asignado correctamente.

Oferta laboral

El presente estudio busca analizar si una persona sobreeducada o subeducada trabaja más o menos horas que una persona bien asignada. Se podría plantear que una persona sobreeducada trabaja menos debido a que posee mayor escolaridad y es más eficiente en su trabajo. Se hizo una adaptación del MORU para medir los efectos del desajuste educativo en la oferta laboral, corregido el sesgo de selección, esto permite determinar el impacto del desajuste educativo en la oferta laboral en México.

El método es bietápico: la primera es el modelo logit multinomial que estima la probabilidad de ubicarse en una ocupación o decidir no emplearse. De esta estimación se obtiene la razón inversa de Mills, que captura el sesgo de selección. Posteriormente, en la segunda etapa del modelo se estima el modelo de oferta laboral (ecuación 5).

$$hr_{ij} = \propto_1 S_{ij}^{r} + \propto_2 S_{ij}^{o} + \propto_1 S_{ij}^{u} + \theta Z_{ij} + \delta\lambda_j + \varepsilon_{ij} \qquad j = e, m, \tag{5}$$

La variable dependiente $\boldsymbol{hr}$ son las horas de trabajo en cada tipo de ocupación $\boldsymbol{(j)}$, $\boldsymbol{hr_{ie}}$ se observa únicamente para los trabajadores en actividades elementales, $\boldsymbol{hr_{im}}$ para los asignados en empleos manuales y $\boldsymbol{hr_{ia}}$ son las horas trabajadas en ocupaciones administrativas. En las variables dependientes, además de las de la escolaridad ($\boldsymbol{S^r}$, $\boldsymbol{S^o}$ y $\boldsymbol{S^u}$), se incluyen un vector de variables sociodemográficas de la persona $\boldsymbol{(Z_i)}$, $\boldsymbol{\lambda_j}$ es la razón de Mills para cada tipo de ocupación.

Cuadro 4
Modelo de ecuación de salarios ampliada bajo distintos métodos de estimación para hombres

Log salario/hora	Trabajo Elemental		Trabajo Manual		Trabajo Administrativo	
	I	II	III	IV	V	VI
Variables explicativas	ORU	ORU con Corrección Sesgo	ORU	ORU con Corrección Sesgo	ORU	ORU con Corrección Sesgo
Educación promedio de la ocupación (años)	0.0121	0.1830	0.1769[d]	0.2290[d]	0.1395[d]	0.1910[d]
	(0.7373)	(0.1860)	(0.0169)	(0.0485)	(0.0113)	(0.0395)
Sobreeducación (años)	0.2053[d]	0.1659[c]	0.1185[d]	0.0799[d]	0.1411[c]	0.0883[c]
	(0.0639)	(0.0515)	(0.0233)	(0.0205)	(0.0593)	(0.0288)
Subeducación (años)	0.0063	-0.0340	-0.0825[b]	-0.0007	-0.1143[d]	-0.1106[d]
	(0.1012)	(0.0517)	(0.0232)	(0.0218)	(0.0336)	(0.0235)
Experiencia laboral (años)	0.0496[c]	0.0302	0.0134[d]	0.0141[a]	0.0133	0.0201[a]
	(0.0179)	(0.0251)	(0.0050)	(0.0081)	(0.0102)	(0.0108)
Experiencia laboral ^{2} (años)	-0.0012[c]	-0.0007[a]	-0.0002[b]	0.0002	-0.0000	-0.0003
	(0.0004)	(0.0004)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0002)	(0.0002)
Razón de Mills: Sin empleo		0.2671		0.7471[d]		0.2681
		(0.5323)		(0.1991)		(0.2439)
Razón de Mills: Manual		-0.9582				0.0263
		(0.7987)				(0.2974)
Razón de Mills: Administrativo		0.9546		0.2650		
		(0.6742)		(0.2948)		
Razón de Mills; Elemental				-0.7110[b]		-0.6171[a]
				(0.3315)		(0.3741)
Constante	2.5888[d]	1.8808	1.3421[d]	1.6432[d]	1.7643[d]	0.9081[a]
	(0.6568)	(1.8653)	(0.1449)	(0.2688)	(0.1347)	(0.5499)
Tamaño de Muestra: n	303		2316		1426	

Notas: 1) El modelo estimado utiliza el logaritmo natural del salario relevante para su estimación.
2) Cada coeficiente muestra el cambio en el log-salario para cada categoría laboral y variable exógena considerada. Los errores estándar se muestran entre paréntesis. 3) En la estimación correspondientes se utilizaron los factores de expansión relativos correspondientes para ponderar la muestra a nivel individual 4) Los indicadores de significancia estadística (valor-p) son: [a] $p<0.10$, [b] $p<0.05$, [c] $p<0.01$, [d] $p<0.001$.
Fuente: Estimaciones propias usando ENNVIH (2009-2012).

Cuadro 5
Modelo de ecuación de salarios ampliada bajo distintos métodos de estimación para mujeres

Log salario/hora	LogW Trabajo Elemental		LogW Trabajo Manual		LogW Trabajo Administrativo	
	I	II	III	IV	V	VI
Variables explicativas	ORU	ORU con Corrección Sesgo	ORU	ORU con Corrección Sesgo	ORU	ORU con Corrección Sesgo
Educación promedio de la ocupación (años)	-0.0676	0.0945	0.1192[d]	0.4158[d]	0.2005[d]	0.1670[c]
	(0.0811)	(0.5005)	(0.0274)	(0.0000)	(0.0245)	(0.0617)
Sobreeducación (años)	0.1296[c]	0.1728[c]	0.1199[d]	0.1813[d]	0.3430	0.3151[d]
	(0.0429)	(0.0641)	(0.0366)	(0.0000)	(0.2330)	(0.0794)
Subeducación (años)	-0.0838	-0.0698	-0.0806[b]	-0.1386[d]	-0.0811	-0.1164[d]
	(0.0622)	(0.0471)	(0.0323)	(0.0000)	(0.0704)	(0.0332)
Experiencia laboral (años)	0.0247	0.0282[b]	0.0104	0.0241[d]	0.0394[c]	0.0309[d]
	(0.0171)	(0.0120)	(0.0079)	(0.0000)	(0.0150)	(0.0093)
Experiencia laboral ^{2} (años)	-0.0002	-0.0004[b]	-0.0001	-0.0004[d]	-0.0007	-0.0003
	(0.0003)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0000)	(0.0004)	(0.0002)
Razón de Mills sin empleo		-38.6155[c]		0.3004[d]		10.0929[d]
		(0.7367)		(0.0000)		(0.8509)
Razón de Mills manual		35.6255				0.3306
		(1.0634)				(1.0099)
Razón de Mills administrativo		-0.5466		-0.1703[d]		
		(1.2292)		(0.0000)		
Razón de Mills elemental				-0.0135[d]		-0.3508
				(0.0000)		(0.4095)
Constante	2.8393[d]	1.9863	1.5647[d]	-1.6367[d]	0.5357	2.7031[d]
	(0.7131)	(3.4918)	(0.2656)	(0.0000)	(0.3475)	(0.0000)
Tamaño de Muestra: n	357		877		666	

Notas: 1) Cada coeficiente muestra el cambio en el log-salario para cada categoría laboral y variable exógena considerada.2) Los errores estándar se muestran entre paréntesis. 3) En la estimación correspondientes se utilizaron los factores de expansión relativos correspondientes para ponderar la muestra a nivel individual 4) Los indicadores de significancia estadística (valor-p) son: [a] $p<0.10$, [b] $p<0.05$, [c] $p<0.01$, [d] $p<0.001$.

Fuente: Estimaciones propias usando*:* ENNVIH-3 (2009-2012).

Cuadro 6
Resumen de coeficientes por ocupación
(Rendimiento por año escolar según tipo de ajuste)

Coeficiente	Elemental		Manual		Administrativo		General	Interpretación
	Hombre	Mujer	Hombre	Mujer	Hombre	Mujer		
β_1	0	0	0.2290	0.4158	0.1910	0.1670	0.1548	Rendimiento por cada año de educación requerida en el trabajo.
β_2	0.1659	0.1728	0.0799	0.1813	0.0883	0.3151	0.1466	Ganancia por cada año adicional a los requeridos en el puesto de trabajo.
β_3	0	0	0	-0.1386	-0.1143	-0.1164	-0.0625	Pérdida de salario debido a un año de educación faltante.
$\beta_2 - \beta_1$	0.1659	0.1728	-0.1491	-0.2345	-0.1027	0.1481	-0.0082	Rendimiento marginal de estar sobreeducado o no (por año de escolaridad)
$\beta_1 + \beta_3$	0	0	0.2290	0.2772	0.0767	0.0189	0.0923	Rendimiento marginal entre estar subeducado o no (por año de escolaridad).

Fuente: Elaboración propia utilizando ENNVIH-3 (2009-2012).

La ecuación 5 se estima en cada uno de los siguientes casos: hombres trabajo elemental, hombres trabajo manual, hombres trabajo administrativo, mujeres trabajo elemental, mujeres trabajo manual y mujeres en trabajo administrativo. Los resultados se muestran en los cuadros 7 y 8. Si se estima una regresión con mínimos cuadrados ordinarios (MCO) de oferta laboral por tipo de trabajo, los resultados indican que los empleados sobreeducados trabajarían menos horas por cada año adicional a los requeridos en su empleo, pero esto no resultó significativo en subeducados (columnas I, III y V del cuadro 7).

Una vez corregido el sesgo de selección, las horas laborales son independientes del tipo de asignación en los trabajadores elementales. Es decir, el tener mayor o menor años de escolaridad a los requeridos no influye en el número de horas trabajadas para ambos géneros (cuadro 7, columna II y cuadro 8, columna II). Siguiendo a Keller (2019), si una ocupación involucra tareas simples (elementales), hay poco valor para la escolaridad y espacio para mejora, de modo que los trabajadores con mayor escolaridad resultan igualmente productivos que aquellos con niveles bajos de escolaridad.

Si se analiza el trabajo manual, un hombre trabajaría 0.67 horas menos por cada año de sobreeducación (cuadro 7, columna IV) y una mujer sobreeducada en ese tipo de empleo trabajaría 1.29 horas menos por cada año de sobreeducación (cuadro 8, columna IV). Por último, analizando el trabajo administrativo, la sobreeducación no tiene efecto en la oferta laboral de los hombres (cuadro 7, columna VI), pero si se reduce la oferta laboral de las mujeres en 3.55 horas por cada año de sobreeducación (cuadro 8, columna VI).

Con base a los resultados encontrados, se puede decir que los individuos tienen diferentes productividades para aprender nuevas habilidades a través del trabajo en el mercado laboral, por lo tanto, incluso dentro de la misma ocupación, los más productivos (con mayor escolaridad) muestran horarios menores y mayores salarios. Entonces, cuando las ocupaciones complejas atraen a individuos más productivos y las habilidades no son observables, las diferencias en salarios y horas laborales se basan principalmente en los años de escolaridad.

Por otro lado, la subeducación solamente resulta significativa en los hombres en trabajos administrativos y en las mujeres en trabajos manuales. Por cada año faltante de escolaridad, los hombres en ocupaciones administrativas trabajan 0.74 horas más y las mujeres en ocupaciones manuales trabajan 1.76 horas más por cada año subeducada.

La oferta laboral no solo depende de aspectos económicos, sino también de factores sociales relacionados con el uso del tiempo en el hogar, principalmente en las mujeres. En los cuadros 7 y 8 se analiza el efecto de los hijos en la oferta laboral, del ingreso no laboral, si se es jefe de hogar, etc. Una vez corregido el sesgo de selección muchas de ellas pierden significancia. Por ejemplo, la variable hijos solamente resulta reveladora para las mujeres en trabajos administrativos. Por cada hijo menor de 5 años, trabaja 1.11 horas menos, para los hombres no resulta importante.

Esto se puede explicar debido a que estas variables son importantes al momento de decidir trabajar y el tipo de trabajo, pero una vez instalados las horas no se modifican. Otra razón podría ser que en los puestos la jornada laboral ya está establecida (habitualmente 40 horas/semana) debido a que existen leyes que o bien limitan el número de horas que se pueden trabajar u obligan a los empresarios a pagar una prima salarial por las horas extraordinarias.

Por otro lado, dado el signo positivo (negativo) de los coeficientes de la razón inversa de Mills, es posible afirmar que factores no observables del modelo de selección sesgan positivamente (negativamente) la oferta de horas de trabajo.

Cuadro 7
Efectos del desajuste educativo en la oferta laboral de los hombres

Horas de trabajo	Trabajo Elemental		Trabajo Manual		Trabajo Administrativo	
	I	II	III	IV	V	VI
Variables	MCO	Corrección sesgo multinomial	MCO	Corrección sesgo multinomial	MCO	Corrección sesgo multinomial
Educación promedio de la ocupación (años)	2.3481[a]	2.1825	1.0621[b]	3.6230[d]	-2.6325[d]	-4.6724[d]
	(1.3441)	(2.9036)	(0.4778)	(0.8832)	(0.3535)	(0.7214)
Sobreeducación (años)	-1.6089[a]	-0.8231	-1.1081[b]	-0.6774[a]	-3.4855[c]	0.0829
	(0.8484)	(1.0532)	(0.5825)	(0.3505)	(1.1821)	(0.5224)
Subeducación (años)	-1.7797	-0.3646	-0.1988	0.3735	-0.2063	0.7463[a]
	(1.8833)	(0.9721)	(0.6495)	(0.4465)	(0.5640)	(0.3838)
Experiencia laboral (en años)	-0.5056	-0.0752	0.1945	0.1920[a]	0.3858[b]	0.4563[d]
	(0.4796)	(0.2652)	(0.1391)	(0.1017)	(0.1606)	(0.1143)
Experiencia laboral^2 (en años)	0.0144	0.0021	-0.0040	-0.0045[b]	-0.0075[a]	-0.0092[d]
	(0.0118)	(0.0054)	(0.0034)	(0.0021)	(0.0040)	(0.0024)
Área rural (1=Rural 0=Urbano)	-3.0141	-1.8881	-1.3424	-2.7470[c]	-3.7150[c]	-0.1954
	(2.2520)	(2.8652)	(1.1571)	(0.8733)	(1.1933)	(0.9561)
Jefe de hogar (1=Si 0=No)	0.3488	1.3790	0.5588	0.4884	-0.4137	0.2713
	(1.7842)	(2.3427)	(1.3739)	(0.8854)	(1.3564)	(0.8695)
Hijos menores a 6 años	0.3488	-0.6862	1.5521[a]	0.5775	-1.6228[d]	0.5254
	(1.7842)	(1.2546)	(0.8753)	(0.4949)	(0.4882)	(0.4880)
Ingreso no laboral	-0.4421[c]	-0.2071	-0.0809[d]	-0.0674[b]		0.0397
	(0.1501)	(0.1410)	(0.0225)	(0.0326)		(0210)
Razón de Mills: Sin empleo		-9.1636		12.6562[b]		14.1005[b]
		(25.0845)		(6.1552)		(6.8365)
Razón Mills: Manual		29.3978				33.8968[d]
		(25.5688)				(8.6796)
Razón de Mills: Administrativo		-17.2765		-27.1429[a]		
		(19.8027)		(16.1906)		
Razón de Mills: Elemental				29.3073[a]		-46.6820[d]
				(15.3566)		(8.1183)
Constante	32.1572[c]	18.0854	42.8413[d]	25.4143[d]	72.3555[d]	28.5288[d]
	(11.6916)	(33.2647)	(4.8191)	(4.4779)	(4.7768)	(6.8196)
Tamaño de Muestra: n	279		2155		1151	

Notas: 1) Cada coeficiente muestra el cambio en las horas de trabajo para cada categoría laboral y para cada variable exógena considerada.2) Los errores estándar se muestran entre paréntesis. 3) En la estimación correspondientes se utilizaron los factores de expansión relativos correspondientes para ponderar la muestra a nivel individual.4) Los *(Valor-p)* son: [a] p<0.10, [b] p<0.05, [c] p<0.01, [d] p<0.001.
Fuente: Estimaciones propias usando ENNVIH-3 (2009-2012).

Cuadro 8
Efectos del desajuste educativo en la oferta laboral femenina

Horas de trabajo	Trabajo Elemental		Trabajo Manual		Trabajo Administrativo	
	I	II	III	IV	V	VI
Variables	MCO	Corrección sesgo multinomial	MCO	Corrección sesgo multinomial	MCO	Corrección sesgo multinomial
Educación promedio de la ocupación (años)	0.3818	-7.3288	-0.7728	0.3421	-2.6325[d]	-7.7550[d]
	(1.8247)	(7.6952)	(0.5947)	(3.3083)	(0.3535)	(1.1305)
Sobreeducación (años)	07255	-1.2014	-1.9779[b]	-1.2878[a]	-3.4855[c]	-3.5537[b]
	(1.8096)	(1.3331)	(0.9977)	(0.7950)	(1.1821)	(1.4335)
Subeducación (años)	-1.2420	-0.1851	0.9838	1.7694[b]	-0.2063	-0.3927
	(2.0851)	(1.0185)	(0.9477)	(0.8749)	(0.5640)	(0.5991)
Experiencia laboral (en años)	-0.4181	-0.0777	0.0793	0.0473	0.3858[b]	0.1784
	(0.3224)	(0.2283)	(0.1855)	(0.1379)	(0.1606)	(0.1866)
Experiencia laboral^2 (en años)	0.0097	0.0020	-0.0027	-0.0035	-0.0075[a]	-0.0039
	(0.0067)	(0.0041)	(0.0040)	(0.0031)	(0.0040)	(0.0045)
Área rural (1=Rural 0=Urbano)	3.3117	-4.4891	-5.5294[d]	-2.7149	-3.7150[c]	-2.7821[a]
	(2.7800)	(4.8114)	(1.6654)	(2.0467)	(1.1933)	(1.4270)
Jefe de hogar (1=Si 0=No)	-4.9293	-3.7242[a]	0.0191	1.0030	-0.4137	-0.2613
	(2.9907)	(1.9999)	(2.3435)	(1.5658)	(1.3564)	(1.4853)
Hijos menores a 6 años	2.2029	-0.4751	-0.5339[b]	-1.3147	-1.6228[d]	-1.1147[b]
	(2.2733)	(1.8321)	(1.2031)	(1.1296)	(0.4882)	(0.5583)
Ingreso no laboral	-0.2595	-0.3005	-0.1195[b]	-0.0684	-0.0242	-0.0277
	(0.2076)	(0.2138)	(0.0465)	(0.0759)	(0.02709)	(0.0242)
Razón de Mills: Sin empleo				-7.3859		14.9979
				(9.1553)		(17.3906)
Razón Mills: Manual		2.9287				11.9825
		(15.8483)				(20.4679)
Razón de Mills: Administrativo		-12.4203		-27.1429[a]		
		(16.7655)		(16.1906)		
Razón de Mills: Elemental		41.8045		29.3073[a]		-22.6102[c]
		(33.9755)		(15.3566)		(7.4423)
Constante	42.0723[c]	87.4112[a]	56.5055[d]	79.4328[a]	72.3555[d]	145.1315[d]
	(13.2984)	(47.5960)	(5.7846)	(42.6374)	(4.7768)	(16.1756)
Tamaño de Muestra: n	282		879		670	

Notas: 1) El modelo estimado utiliza horas de trabajo en la categoría. 2) Cada coeficiente muestra el cambio en las horas de trabajo para cada categoría laboral y para cada variable exógena considerada. Los errores estándar se muestran entre paréntesis. 3) En la estimación correspondientes se utilizaron los factores de expansión relativos correspondientes para ponderar la muestra a nivel individual.4) Los indicadores de significancia estadística *(Valor-p)* son: [a] p<0.10, [b] p<0.05, [c] p<0.01, [d] p<0.001.
Fuente: Estimaciones propias usando ENNVIH-3 (2009-2012*)*.

CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos del enfoque MORU muestran que los trabajadores subeducados no tienen penalización alguna en sus puestos de trabajo elementales o manuales, es decir, la falta de escolaridad requerida no afecta su salario y ganan lo mismo que si estuvieran asignados correctamente. Esto se podría explicar si las ocupaciones involucran tareas simples, hay poco valor para la escolaridad, de modo que trabajadores con mayor escolaridad resultan igualmente productivos que aquellos con niveles bajos de escolaridad.

Por su parte, en trabajos administrativos se valora diferente los años requeridos y los años adicionales, y se recibe una penalización por los años faltantes. Las mujeres trabajadoras con mayor escolaridad y experiencia laboral acumulada son recompensadas proporcionalmente más en ocupaciones más complejas. Es decir, la escolarización de las mujeres está siendo premiada, aumentando el costo de permanecer en el hogar y asignándose en ocupaciones administrativas a tasas similares a las de los hombres.

Adicionalmente, las horas trabajadas dependerán de si la persona está en el sector administrativo, manual o elemental, considerando también la escolaridad, el tipo de ajuste educativo y la experiencia laboral con la que cuenta.

Las tres hipótesis planteadas fueron comprobadas de manera exitosa. Los datos demostraron que las mujeres trabajadoras con mayor escolaridad y experiencia laboral acumulada son recompensadas proporcionalmente más en ocupaciones más complejas. Es decir, el logro de la escolarización de las mujeres está siendo premiado, aumentando el costo de permanecer en el hogar y asignándose cada vez más en ocupaciones administrativas a tasas similares a la de los hombres.

Una aportación de este trabajo es la estimación corregida por sesgo de selección de ecuaciones MORU identificando por tipo de ocupación y género, lo que proporciona un análisis más completo del rendimiento educativo y posibilita la distinción entre el rendimiento asociado a la educación efectiva del trabajador y a la requerida en el puesto de trabajo. Los resultados obtenidos difieren si se compara entre mujeres y hombres y entre puestos de trabajo. Los trabajadores subeducados no tienen penalización en sus puestos de trabajo elementales o manuales, es decir, la falta de escolaridad requerida no afecta su salario y ganan lo mismo que si estuvieran asignados correctamente. Esto se podría explicar si las ocupaciones involucran tareas simples, hay poco valor para la escolaridad de modo que los trabajadores con mayor escolaridad resultan igualmente productivos que aquellos con niveles bajos de escolaridad.

REFERENCIAS

Arceo, E. y Campos, R. (2014). Evolución de la brecha salarial de género en México. *El Trimestre Económico*, vol. LXXXI (3), núm. 323 619-653. https://doi.org/10.20430/ete.v81i323.125.

Arrow, K. J. (1972). Models of Job Discrimination. In: A. H. Pascal, Ed., *Racial Discrimination in Economic Life*, Lexington: D.C. Heath, 1972, pp. 83-102.

Becker, G. (1971). *The Economics of Discrimination*. Chicago: University of Chicago Press.

Becker, G. (1993). *Human Capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. Chicago: University of Chicago Press.

Botello, H. A., & Guerrero-Rincón, I. (2017). Efectos de las características físicas en los ingresos laborales en Ecuador, 2012. *Semestre Económico, 20*(42), 127-142. https://doi.org/10.22395/seec.v20n42a5

Capsada-Munsech, Q. (2017). Overeducation: Concept, theories, and empirical evidence. *Sociology Compass*, 11(10). https://doi.org/10.1111/soc4.12518.

Castro, D., Huesca, L. y Zamarrón, N. (2015). Discriminación salarial por género en la industria manufacturera de la frontera norte de México, en el periodo 2005-2011. *Noésis: Revista de Ciencias Sociales y Humanidades*, 51-82. http://dx.doi.org/10.20983/noesis.2015.1.2.

Chevalier, A., & Lindley, J. (2009). Overeducation and the Skills of UK Graduates. *Journal of the Royal Statistical Societ*y. Series A (Statistics in Society), 172(2), 307–337. https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.2008.00578.x.

Cortés Aguilar, A., & Flórez Vera, M. (2016). Diferencias salariales por género en el departamento de Santander - Colombia. Apuntes Del Cenes, 35(61), 267-302. https://doi.org/10.19053/22565779.3891.

Duncan, G. J., & Hoffman, S. D. (1981). The incidence and wage effects of overeducation. *Economics of Education Review*, 1(1), 75-86. https://doi.org/10.1016/0272-7757(81)90028-5.

ENNVIH-3. Encuesta Nacional sobre Niveles de Vida de los Hogares (2009-2012). http://www.ennvih-mxfls.org/ennhiv-3.html

Flisi, S., Goglio, V., Meroni, E.C., Rodrigues,M., Vera-Toscano, E. (2017) Measuring Occupational Mismatch: Overeducation and Overskill in Europe—Evidence from PIAAC. *Social Indicators Research*, 131, pp. 1211–1249. https://doi.org/10.1007/s11205-016-1292-7.

Freeman, R.B. (1976). *The Overeducated American*. New York: Academic Press.

Freeman, R.B. (1977). The decline in the economic rewards to a college education. *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 59, No. 1, pp. 18-29. https://doi.org/10.2307/1924900.

Gao W., and Smyth R. (2010). Health human capital, height, and wages in China. *The Journal of Development Studies*, Vol. 46, No. 3, p. 466–484. https://doi.org/10.1080/00220380903318863.

Heckman, J. (1979). Sample Selection Bias as a Specification Error. *Econometrica*, 47(1), 153-161. https://doi.org/10.2307/1912352.

Heckman, J., & Sedlacek, G. (1985). Heterogeneity, Aggregation, and Market Wage Functions: An Empirical Model of Self-Selection in the labor market. *Journal of Political Economy*, 93(6), 1077-1125. http://dx.doi.org/10.1086/261352

Huesca, L. and Camberos, M. (2010). Selection-bias correction based on the multinomial logit: an application to the Mexican labor market. Mexican Stata Users' Group Meetings 2010, Stata Users Group.

INEGI, SINCO (2019). Acceso en:
https://www.snieg.mx/DocumentacionPortal/Normatividad/vigente/sinco_2019.pdf

Keller, E. (2019). Labor Supply and Gender Differences in Occupational Choice. *European Economic Review*. Vol. 115, issue C, 221-241. https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2019.03.002.

Kucel, A. (2011). Literature survey of the incidence of over-education: A sociological approach. *Revista Española de Investigaciones Sociológicas (REIS)*, No. 134, pp. 125-142. http://www.jstor.org/stable/41304932.

Leuven, E., & Oosterbeek, H. (2011). Overeducation and mismatch in the labor market. *Handbook of the Economics of Education,* Vol. 4, pp. 283-326). Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53444-6.00003-1

Levy, A. S. (2018). *Esfuerzos mal recompensados: La elusiva búsqueda de la prosperidad en México*. Washington, D.C.: Inter-American Development Bank. http://dx.doi.org/10.18235/0001189

McGuinness, S., & Pouliakas, K. (2017). Deconstructing Theories of Overeducation in Europe: A Wage Decomposition Approach. In Skill Mismatch in Labor Markets. *Research in Labor Economics*, Vol. 45, pp. 81-127. Bingley: Emerald Publishing Limited. https://doi.org/10.1108/S0147-912120170000045003

Mincer, Jacob (1974). *Schooling, Experience, and Earnings*. New York: Columbia University Press. National Bureau of Economics.

Mortensen, D. T. (1986). Job search and labor market analysis. *Handbook of labor economics*, Vol. 2, 849-919. https://doi.org/10.1016/S1573-4463(86)02005-9

Mortensen, D. T. (2011). Markets with search friction and the DMP model. *American Economic Review*, 101(4), 1073-91. https://doi.org/10.1257/aer.101.4.1073.

OECD (2019), *OECD Employment Outlook 2019: The Future of Work*, OECD Publishing, Paris.

Pissarides, C. A. (2000). *Equilibrium unemployment theory*. Cambridge, MA: MIT press.

Phelps, E. S. (1972). The Statistical Theory of Racism and Sexism. *American Economic Review* 62:4 (September). pp: 659-661. http://www.jstor.org/stable/1806107.

Quinn, M. A., y Rubb, S. (2006). Mexico's labor market: The importance of education-occupation matching on wages and productivity in developing countries. *Economics of Education Review*, 25(2), 147-156. https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2005.01.003.

Raven, C. J., J. H. Court y J. Raven (1996) Manual de Matrices Progresivas. 2da edición ampliada. *Publicaciones de Psicología Aplicada*, serie menor núm.230, Madrid: TEA Ediciones, S.A.

Roy, A. D. (1951). Some Thoughts on the Distribution of Earnings. *Oxford Economic Papers*, 3(2), 135–146. http://www.jstor.org/stable/2662082.

Schultz, P.T. (2002). Wage gains associated with height as a form of health human capital, American *Economic Review*, Vol. 92, no.2, pp. 349-353. https://doi.org/ 10.1257/000282802320191598

Sicherman, N. (1991). " Overeducation" in the Labor Market. *Journal of Labor Economics*, 9(2), 101-122. http://www.jstor.org/stable/2535236.

Sicherman, N., y Galor, O. (1990). A theory of career mobility. *Journal of Political Economy*, 98(1), 169-192. http://www.jstor.org/stable/2937647.

Sohn, K. (2015). The height premium in Indonesia. *Economics & Human Biology*, Vol. 16, January, p. 1–15. https://doi.org/10.1016/j.ehb.2013.12.011.

Spence, M. (1973). Job Market Signaling. *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 87, No. 3, 355-374. https://doi.org/10.2307/1882010.

Thurow, L. C. (1975). *Generating inequality*. New York: Basic Books.

Valenzuela, N. A. y Moreno, J. O. (2018). Asignación y retorno de habilidades en el mercado laboral en México. *Revista de Economía Laboral*., 15(1), 1-33. http://dx.doi.org/10.21114/rel.2018.01.01.

Valenzuela, N.A., Bajo, R.A. y Moreno, J.O. (2018). Desajuste educativo en el mercado laboral de México y su efecto en los salarios. *Revista de Economía*, vol. XXXV, núm. 91, 65-92. https://doi.org/10.33937/reveco.2018.96.

Vogl, T. (2014). Height, skills, and labor market outcomes in Mexico. *Journal of Development Economics*, Vol. 107, 84-96. https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2013.11.007