



## ASIGNACIÓN Y RETORNO DE HABILIDADES EN EL MERCADO LABORAL EN MÉXICO



Norma Aida Valenzuela Sánchez<sup>1</sup> y Jorge Omar Moreno Treviño  
Universidad Autónoma de Nuevo León, México

Recibido Julio 2018; Aceptado Diciembre 2018

### Resumen

*Los niveles de escolaridad de las personas en México son cada vez más altos, pero el mercado laboral se está volviendo más selectivo en la contratación de trabajadores, donde además de la educación formal, son importantes otros factores como la capacidad intelectual, disciplina, y otros atributos personales. Actualmente, son escasos los estudios sobre los efectos de habilidades en el mercado laboral mexicano, por ello la aportación de este trabajo es analizar cómo se da la asignación y rendimiento de las habilidades de los trabajadores mexicanos por ocupación laboral. Se estiman modelos sencillos de autoselección entre dos grandes grupos de ocupaciones con base a las habilidades del trabajador como el planteado por Roy (1951). Entre los resultados, se encuentra que en los procesos de selección en las ocupaciones que requieren personal más cualificado se valora la formación académica y las capacidades cognitivas, independientemente del género. Además, La capacidad cognitiva de las personas si tiene un efecto sobre sus salarios independiente de la escolaridad. Si bien los niveles educativos de los trabajadores en México están incrementando, se debe procurar que dicha educación incluya competencias que permitan desarrollarse en el mercado laboral como es en análisis aritmético, capacidad de abstracción y razonamiento lógico.*

**Palabras clave:** capital humano, habilidades, capacidades cognitivas, ocupación, género, diferencias salariales.

**Clasificación JEL:** J24, J31

---

<sup>1</sup> Correos de contacto: [norma.valenzuelasn@uanl.edu.mx](mailto:norma.valenzuelasn@uanl.edu.mx) y [jorge.morenotr@uanl.edu.mx](mailto:jorge.morenotr@uanl.edu.mx)

## Abstract

*The levels of schooling in Mexico are increasingly higher. However, the labor market is becoming more selective in hiring workers. In addition to formal education, other factors such as intellectual ability, discipline, and other personal attributes are important. Currently, there are few studies on the effects of skills in the Mexican labor market, so the contribution of this work is to analyze how the allocation and performance of the skills of Mexican workers by occupation is carried out. Simple models of self-selection are estimated between two large groups of occupations based on the skills of the worker as proposed by Roy (1951). Among the results, it is found that in the selection processes in the occupations that require more qualified personnel academic training and cognitive abilities are valued, independently of gender. Moreover, the cognitive capacity of individuals does have an effect on their salaries regardless of schooling. Although the educational levels of workers are increasing, it must be ensured that education includes competencies that allow their development in the labor market, such as arithmetic analysis, abstraction capacity and logical reasoning.*

**Key words:** *human capital, skills, cognitive abilities, occupation, gender, wage gaps.*

**JEL Classification:** *J24, J31*

## 1. Introducción

Los niveles de escolaridad de las personas en México se han incrementado en los últimos treinta años. De acuerdo con datos de la Secretaría de Educación Pública (2018) de 1990 a 2018 el nivel de escolaridad promedio de los mexicanos pasó de 6.5 a 9.5 años promedio de escolaridad. En este mismo periodo, la tasa de analfabetismo bajó 8 puntos porcentuales, ubicándose actualmente en 4.1% de población analfabeta. La cobertura neta de la educación media superior también se ha expandido para las personas entre 14 y 17 años de edad, pasando de 22.7% en 1990 a un 63.7% en el 2018.

Estas cifras han implicado un cambio significativo en el perfil de la población económicamente activa (PEA) en México. Martínez, Gómez y de la Garza (2011) muestran que debido a la creciente demanda de mayores niveles de educación de todos los oficios y el aumento de la escolaridad promedio de los habitantes, la cantidad mínima de años de estudio necesario para tener una alta probabilidad de conseguir una ocupación que asegure un nivel de vida digno en México, pasó de 9 años de estudio en 1984 (secundaria terminada) a los 12 años de estudios en 2008 (preparatoria terminada). Al respecto, Arceo-Gómez y Campos-Vázquez (2014) indican que el porcentaje de trabajadores mexicanos entre 18 y 65 años de edad con estudios universitarios tuvo un incremento entre 1990-2010, la proporción de mujeres trabajadoras con este nivel de estudios pasó a ser del 10% al 20%, mientras que el porcentaje de los hombres pasó de 8% a 14%.

Sin embargo, el mercado laboral se está volviendo más selectivo en la contratación de trabajadores, donde además de la educación formal, son importantes otros factores como la capacidad intelectual, disciplina, y otros atributos personales. Para el caso de México, Székely y Flores (2018) encuentran que, aunque tanto el nivel educativo y la calidad de la educación en este país han mejorado durante los últimos veinte años, la población con mayor escolaridad, en lugar de mejorar sus condiciones de empleabilidad y salarios, han registrado un deterioro relativo. De hecho, los individuos con mayor nivel de estudios tienden a migrar hacia ocupaciones y sectores que emplean recursos humanos menos cualificados y se emplean en empresas con bajo nivel de escolaridad.

En este contexto, el análisis de los efectos económicos del capital humano ha evolucionado con la aparición de test estandarizados que tratan de medir las competencias o habilidades realmente adquiridos por los individuos. Diversos estudios muestran que las habilidades cognitivas y no cognitivas<sup>2</sup> producen un mejor desempeño laboral y diferencias de productividad, que se traducen directamente en diferenciales de ingreso (Heckman, Stixrud y Urzua, 2006; Cunningham, Torrado y Sarzosa, 2016; Heineck y Anger, 2010 ; Aslam y Kingdom, 2012; Hanushek, Schwerdt, Wiederhold y Woessmann, 2015).

En este mismo sentido, Valenzuela, Bajo y Moreno (2018) encuentran que existe un desajuste educativo del 26.3 % de los trabajadores de México. Es decir, no existe correspondencia existente entre el grado escolar de los trabajadores y el nivel de educación requerido por la ocupación donde laboran. Sus resultados apuntan que una de las posibles causas del desajuste, podría ser una compensación entre la escolaridad y otras formas de capital humano (experiencia, habilidad) para que los trabajadores puedan calificar a trabajos similares al tener diferentes niveles de escolaridad. Es decir, al momento de contratar una persona en el mercado laboral mexicano no solo se toman en cuenta los requisitos de años de escolaridad sino también otros aspectos de capital humano. Tal y como lo señala Becker (1967), quien afirma que existen distintos niveles de habilidad en la población, y dichas habilidades permiten sacar mayor beneficio de la educación. El capital

---

<sup>2</sup> Las habilidades cognitivas, como la comprensión lectora, el razonamiento matemático y la resolución de problemas, forman solo un conjunto entre las muchas y diferentes habilidades o capacidades demandadas en el mercado de trabajo. Una serie de habilidades no cognitivas, tales como la capacidad de trabajar en equipo, habilidades de comunicación, destreza, liderazgo, espíritu empresarial, son también importantes en el lugar de trabajo, y hay un interés considerable en disponer de información comparativa sobre la oferta y la demanda de tales habilidades (OCDE, 2013).

humano está determinado en parte por la inversión y en parte por las habilidades. Por lo tanto, las diferencias en habilidades determinan las diferencias en capital humano que a su vez determinan las diferencias en salario.

En México son escasos los estudios sobre los efectos de habilidades en el mercado laboral, por ello, el objetivo de esta investigación es hacer una aportación significativa al respecto. Se busca analizar la asignación de habilidades en el mercado laboral mexicano, así como su importancia en la distribución salarial entre ocupaciones de los trabajadores. Se busca resolver las siguientes preguntas: ¿Cómo se da la asignación de habilidades entre ocupaciones en el mercado laboral de México? ¿Qué efectos tiene en la distribución de salarios dicha asignación?

Las hipótesis que se plantean son:

1. Las personas con mayor habilidad se ubican en ocupaciones mejor remuneradas.
2. La habilidad tiene un efecto positivo en los ingresos independientemente de la escolaridad acumulada.

El trabajo está estructurado en siete secciones incluida esta introducción. En la sección 2 se plantean las principales teorías que respaldan la investigación; posteriormente, en la sección 3 se realiza una breve revisión de literatura; luego, se presentan los modelos econométricos en la sección 4; en la sección 5 se hace una descripción de datos; posteriormente, el análisis de resultados en la sección 6; y finalmente, la sección 7 concluye.

## 2. Marco teórico

Son escasos los estudios que utilizan datos de habilidades. Sin embargo, algunos autores ya han señalado la importancia de estas al momento de conseguir empleo. Mientras que la teoría del capital humano sostiene que un año adicional de educación mide la productividad adquirida (Becker, 1993), el modelo de señalización propuesto por Spence (1973) indica que la educación sólo transmite información sobre la capacidad cognitiva de un individuo y es una señal que le permite al individuo acceder a un puesto mejor remunerado más no le garantiza una mayor productividad. Por su parte, Heckman, Stixrud y Urzua (2006) revelan que la educación indica múltiples habilidades cognitivas y no cognitivas y no solo la habilidad innata y que éstas se valoran en el mercado de trabajo. Asimismo, demuestran que escolaridad, empleo, experiencia laboral y elección de ocupación son afectados por las capacidades cognitivas y no cognitivas latentes.

Siguiendo a Martínez *et al.* (2011) la relación entre escolaridad y la desigualdad de ingreso se puede dar en dos etapas; en la primera etapa los individuos dotados de aptitudes y habilidades innatas se dedican a acumular años de escolaridad y prepararse para su incorporación al mercado de trabajo. En la segunda, el trabajador fusiona las habilidades y la educación adquirida al participar en actividades productivas y transformar su productividad en ingresos. En cualquiera de estas etapas la desigualdad de ingresos puede atenuarse o reproducirse.

Roy (1951) fue el primero en explicar teóricamente un modelo 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. Establece que la distribución de los ingresos depende del carácter de las distribuciones de diversos tipos de la habilidad humana y del estado de la técnica existente en diferentes ocupaciones. En este modelo los agentes son libres de entrar en el sector que les da el ingreso más alto. Sin embargo, pueden trabajar en un solo sector a la vez. Cada sector requiere una tarea específica, cada agente está dotado de habilidades heterogéneas que le permiten realizar tareas específicas del sector. Este modelo se ha desarrollado y mejorado econométricamente por distintos autores, entre ellos Willis y Rosen (1979) y Heckman y Sedlacek (1985).

Por otro lado, varias hipótesis han desafiado la validez de la teoría del capital humano para explicar la discrepancia entre escolaridad y los requisitos laborales. Una explicación se encuentra en el modelo de competencia laboral de Thurow (1975). Esta teoría argumenta que los empleadores usan características personales, como la educación, como criterios en sus decisiones de contratación. La educación es, por lo tanto, un indicador de la cantidad de capacitación que un empleador podría tener para invertir en un empleado. Los trabajos se ordenan con respecto a la capacitación, por lo que el salario ofrecido refleja no solo la productividad, sino también los costos de capacitación de un trabajador en el trabajo. Como los mejores trabajos son escasos, se les asignarán pocos trabajadores y todos los demás con altos niveles de educación serán asignados a empleos de menor calidad que requieren relativamente menos educación. Por lo tanto, los empleadores a veces contratan al solicitante con más escolaridad para potencialmente ahorrar en costos de capacitación, independientemente de los requisitos del trabajo.

Un enfoque similar es el de modelos de asignación propuesto por Sattinger (1993), donde los trabajadores con diferentes capacidades se asignan a trabajos con diferentes niveles de dificultad o complejidad. Esta teoría propone que incluso si aceptamos que las habilidades

obtenidas en educación contribuyan positivamente a la productividad en general, el grado en que los trabajadores pueden usar esas habilidades puede depender de los límites de productividad impuestos por las características del trabajo. La elección del empleo o del sector crea un paso intermedio entre las características de los individuos y sus ingresos. Los trabajadores que se encuentran en un sector o trabajo en particular no se distribuyen al azar, las ubicaciones de los trabajadores en sectores o empleos se basan en el criterio de que sus opciones maximizan sus ingresos o utilidad. La relación observada se construye a partir de las opciones de los trabajadores.

### 3. Revisión de la literatura

En general, es difícil obtener medidas directas de habilidades. En el mejor de los casos, se cuenta con medidas indirectas de ciertas dimensiones de la capacidad, como puntajes en pruebas de coeficiente intelectual, puntuaciones en las pruebas de alfabetización y matemáticas. Los primeros estudios en analizar la relación entre habilidades y resultados del mercado laboral y demostrar una relación positiva entre habilidades y salarios se realizaron con datos de Estados Unidos empleando las puntuaciones de AFQT ó ASVAB principalmente (Griliches y Mason ,1972; Heckman y Sedlacek ,1985; Allen y Van del Velden, 2001; Heckman *et al.*, 2006). Sin embargo, diversos países desarrollados y en desarrollo ya cuentan con datos de habilidades que han permitido realizar investigaciones al respecto encontrando que los diferenciales de habilidad influyen en el desempeño del mercado laboral al producir diferencias de productividad que conducen a mejores perspectivas de promoción en su puesto de trabajo o a un mayor nivel de ingresos (Chevalier y Lindley, 2009; Aslam y Kingdom, 2012; Vogl,2014; Cunningham; Parra y Sarzosa ,2016; Heineck y Anger, 2010). Asimismo, estos estudios encuentran que además de las habilidades cognitivas, el mercado de trabajo también compensa habilidades de socialización no cognitivas (tales como la gestión, disciplina, capacidad de liderazgo, trabajo en equipo) igualmente o más que la experiencia académica.

OCDE (2013) ofrece una primera exploración y un análisis descriptivo de los principales datos de competencias básicas de los trabajadores, obtenidos del Programa para la Evaluación Internacional de Competencias para Adultos (PIAAC por sus siglas en inglés) aplicada a una muestra de aproximadamente 157,000 adultos de 16 a 65 años de edad en los primeros 23 países. Sus cifras señalan una relación positiva entre nivel educativo y el tipo de habilidades adquiridas, además, las

personas con mayor rendimiento en esas competencias participan más en el mercado de trabajo, tienen menores tasas de desempleo y obtienen salarios más elevados. Las cuatro áreas de competencias se encuentran relacionadas significativamente e independientemente con el nivel de salarios por hora. Aunado al primer informe internacional de resultados de la OCDE (2013), existen otros análisis específicos para ciertos países y estudios en profundidad que han utilizado los resultados del PIAAC (Hanushek et al. 2015; Nieto y Ramos, 2014; Heisz, Notten, y Situ, 2015; Levels, Van der Velden, R y Allen, 2014; Mateos-Romero, Huertas y Salinas-Jiménez, 2014). Hanushek et al. (2015) estiman el retorno de las habilidades a nivel internacional en 22 países para los individuos entre 35 y 54 años de edad que trabajan al menos 30 horas a la semana. Encuentran que las habilidades cognitivas más elevadas están sistemáticamente relacionadas con salarios más altos en los 22 países participantes, los rendimientos estimados tienden a ser mayores para las destrezas de cálculo y alfabetización y más pequeños para las habilidades de resolución de problemas. En promedio, un aumento de una desviación estándar en las habilidades aritméticas se asocia con un aumento salarial del 18 %, pero existe una heterogeneidad sustancial en los retornos de las capacidades entre países, el retorno es inferior al 15 % en ocho países, y por encima del 21 % en seis países, siendo el mayor rendimiento del 28 % en los Estados Unidos.

Asimismo, con la disponibilidad de medidas de habilidad, se ha demostrado que los desajustes educativos<sup>3</sup> en el mercado laboral pueden atribuirse en parte a la heterogeneidad de las capacidades entre los trabajadores con el mismo nivel de instrucción. Chevalier y Lindley (2009) demuestran que la mala asignación de las personas en las ocupaciones no está asociada con una escasez de habilidades académicas, pero se correlaciona con la reducción de las habilidades del mercado de trabajo y las características no observadas desfavorables. Sus resultados indican que las habilidades académicas tienen un efecto limitado sobre los salarios para los jóvenes graduados de educación superior en Reino Unido debido a la pequeña variación de esas habilidades, pero tener capacidades de gestión aumenta los salarios en un 10%. Por su parte, Levels, Van der Velden, R y Allen (2014) muestran que la heterogeneidad de las habilidades contribuye considerablemente a la explicación del desajuste educativo para 24 países de la OCDE y que el grado en que las

---

<sup>3</sup> El desajuste educativo se define como la diferencia entre el nivel de escolaridad alcanzado o completado de un trabajador y el nivel de escolaridad requerido para la ocupación donde labora.

habilidades explican los desajustes educativos varía según los contextos institucionales, en particular la medida en que la negociación salarial colectiva está regulada. El efecto de las habilidades numéricas en los salarios explica aproximadamente el 15% del efecto salarial de la educación requerida, una cuarta parte del efecto salarial de la sobreeducación y más de un tercio del efecto salarial de la subeducación.

En México, existen tres investigaciones que han tratado de medir el impacto de las habilidades de los mexicanos en el Mercado laboral. Todos emplean datos de la Encuesta Nacional sobre Niveles de Vida de los Hogares (ENNViH), debido a que esta encuesta aplica el instrumento de la prueba de Raven para medir las habilidades cognitivas de los individuos. El primer estudio es Morales-Ramos (2011) quien mide los rendimientos de la educación en México utilizando como muestra las personas entre 24 y 65 años que reportaron recibir un salario en la base de datos ENNViH 2006, incluyendo en el modelo algunas variables relevantes para determinar el salario, como el índice de habilidad natural, la educación de la madre, la infraestructura del hogar, la talla y la salud, para resolver el problema de sesgo de habilidad. Encuentra que el rendimiento de la escolaridad en México está entre 8.2% y 8.4%. Sin embargo, su variable de habilidad no resulta significativa. Por su parte, Vogl (2014) se basa en el modelo de Roy para demostrar que los hombres altos que trabajan en México ganan mayores salarios que los de menor estatura, para ello estudia los roles relativos de fuerza e inteligencia en la explicación de la prima de altura del mercado de trabajo entre los trabajadores mexicanos, utiliza una muestra de hombres trabajadores entre 25 a 65 años de edad de un panel de la base de datos ENNViH 2002-2006. Entre sus resultados 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. Los trabajadores más altos obtienen más educación y se clasifican en ocupaciones con mayores necesidades de inteligencia y los requisitos de resistencia más bajos, lo que sugiere un posible papel de la habilidad cognitiva.

En tercer lugar, Valenzuela *et al* (2018) analizan los efectos económicos de la educación y del desajuste educativo en México teniendo en cuenta tanto los años de educación recibida por los trabajadores como las habilidades cognitivas que poseen. Encuentran que existe un 26.3% de desajuste educativo en el mercado laboral de México y parte del desajuste se encuentra en la heterogeneidad intrínseca en el capital humano de los individuos. Según sus resultados, la prueba de habilidades muestra una relación negativa con la probabilidad de ser sobreeducado

(en relación con ser adecuadamente educado para su ocupación), es decir, entre mayor sea tu nivel de habilidad menor será la probabilidad de ser sobreeducado (6.8% menos). De igual manera, entre mayor sea el nivel de habilidad de las personas, mayor es su probabilidad de ser subeducado (5.9 %), esto es, conseguir un empleo para el cual no cuente con educación requerida. Esto significa, que las empresas no solamente valoran el nivel escolar del individuo sino otros aspectos de capital humano como la experiencia laboral y las habilidades de las personas. Si existe una variación considerable en las habilidades dentro de los niveles educativos, es probable que los trabajadores relativamente altamente calificados tiendan a ser clasificados en trabajos más complejos que coincidan mejor con sus habilidades que con su propio nivel de educación

Partiendo de estos estudios, la aportación de este trabajo es analizar precisamente como se da esta asignación y rendimiento de las habilidades de los trabajadores mexicanos por ocupación laboral en México, tanto hombres y mujeres.

## 4. Modelos econométricos

Se estiman modelos sencillos de autoselección entre dos grandes grupos de ocupaciones con base a las habilidades del trabajador como el planteado por Roy (1951), y se obtiene rendimiento de las habilidades por grupo de ocupación para ambos géneros.

### 4.1. Modelo de elección ocupacional

Una de las hipótesis planteadas es demostrar que las personas con mayor habilidad se ubican en ocupaciones mejor remuneradas. Para ello se utilizará un modelo probit de elección ocupacional y poder demostrar que, con base a sus habilidades, las personas deciden entre una ocupación u otra.

Tomando como base los modelos de autoselección de Roy (1951), Willis y Rosen (1979), Heckman y Sedlacek (1985) y Heckman, Stixrud, y Urzua (2006) el presente trabajo desarrolla un modelo de dos posibles sectores en los cuales puede laborar el individuo: *administrativo-no manual* y *obrero-manual*. Se estudian sólo a los agentes que han decidido participar en el mercado de trabajo y que están empleados en alguno de estos dos sectores.

Spongamos existen dos sectores para laborar:

$j \in \{A, O\}$  , donde  $A$ : Administrativo – no manual (White-collar) y  $O$ : Obrero – manual (Blue-collar)

Y tenemos una muestra de  $i = \{1, 2, 3, \dots, N\}$  individuos que pertenecen a ambos sectores.

Dado que el agente ha decidido participar en la fuerza de trabajo, se enfrenta a la decisión de entrar o no a un sector en particular. Al individuo le genera un valor estar en el sector  $j$ . Utilidad indirecta de estar en el sector administrativo-no manual es  $d) V_{i,A} = Z_{i,A} \gamma_A + e_{i,A}$ , Utilidad indirecta de estar en el sector obrero-manual es  $e) V_{i,O} = Z_{i,O} \gamma_O + e_{i,O}$

Donde:

$Z_i$ : controles de decisión exógena,  $\gamma$ : vectores de coeficientes,  $e_i$ : no observable y se asume que  $Z_i \supset X_i$ .

Entonces, tenemos una regla de selección o participación ( $S_i$ ), que mide la probabilidad de que un individuo elija estar en uno u otro sector:

$$f) S_i = \begin{cases} A & \text{si y solo si } V_{i,A} \geq V_{i,O} \\ O & V_{i,A} < V_{i,O} \end{cases}$$

En otras palabras, el agente decidirá trabajar en el sector administrativo-no manual si el valor de la utilidad de estar en dicho sector es mayor que su segunda opción, de lo contrario optará de manera óptima para entrar en el sector obrero-manual.

Por lo tanto, el primer modelo a estimar es un modelo probit de elección ocupacional:

$$A_i = \alpha_1 + \alpha_2 Raven_i + \alpha_3 Estatura_i + \alpha_3 D\_Escolaridad_i + \alpha_4 Exp_i + \alpha_5 Exp_i^2 + \Delta \Omega_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

Donde la variable dependiente  $A_i$  es una variable dicotómica igual a 1 si el individuo trabaja en el sector administrativo-no manual, y es 0 si trabaja en el sector obrero-manual;  $Raven_i$  mide el score de habilidad del individuo;  $Estatura$  medida en centímetros;  $D\_Escolaridad$  son dummies de nivel escolar;  $Exp_i$  mide la experiencia potencial de los individuos (edad-escolaridad-6);  $Exp_i^2$  es la experiencia al cuadrado;  $\Omega_i$  es un vector de controles, dummy de zona donde vive, estado civil, otra variable dicotómica que es igual a uno si tiene carrera técnica adicional a su nivel de escolaridad;  $\varepsilon_i$  es el término de error.

#### 4.2. Modelo de salarios

La segunda hipótesis planteada es que la habilidad tiene un efecto positivo en los ingresos independiente de la escolaridad acumulada. Para comprobarla se necesita estimar una ecuación de salarios minceriana.

La función de ingresos planteada por Mincer (1974) para medir los rendimientos de la educación es el más utilizado en la literatura para contrastar la teoría del capital humano. Sin embargo, su modelo original no considera el nivel de habilidad que varía entre individuos, presentándose el problema del “sesgo de habilidad”. En este sentido, han surgido diversos estudios que buscan estimar la tasa de retorno a la inversión en capital humano corrigiendo el problema de la habilidad omitida. Griliches (1977) señala que el camino más simple de tratar con este problema es encontrar una medida de habilidad e incluirla en la ecuación y eliminar dicho sesgo. Griliches y Mason (1972) utilizan como proxy de habilidad una batería de pruebas de cociente intelectual de las fuerzas armadas estadounidenses (AFQT) y encuentran que el rendimiento de un año más de escolaridad estaba sobreestimado en un 11% aproximadamente y que al mismo tiempo una mejora del 10 % en la puntuación AFQT añade un 1 % de mejora a los ingresos. En este mismo sentido, Blackburn y Neumark (1993) emplean los resultados del examen de aptitud vocacional para las Fuerzas Armadas (ASVAB) como proxy de habilidad y su inclusión reduce la estimación del retorno a la escolaridad en un 20%. En estos casos, las tasas de rendimiento obtenido con la estimación de una ecuación de salarios sin tomar en cuenta la habilidad sobreestiman el rendimiento de la escolaridad ya que una parte sería atribuible a la capacidad individual.

Para el presente trabajo se estima el modelo de Mincer agregándole la variable de habilidad. Sin embargo, debido a que los salarios observados tienen un componente de autoselección asociado a la decisión de ser o no parte del sector, que puede modelarse usando el modelo Roy expuesto en Maddala (1983), la estimación se corrige sesgo de selección de la muestra en el sentido de Heckman (1979)<sup>4</sup>.

---

<sup>4</sup> Los análisis estadísticos basados en muestras no seleccionadas al azar pueden llevar a conclusiones erróneas. El caso más típico, desarrollado por Heckman (1979), es analizar cómo las muestras de participantes en el mercado laboral no son el resultado de una selección aleatoria sino de la autoselección de los individuos derivada de un proceso de maximización de utilidad. Al presentarse el problema de la selección muestral, los modelos de estimación deben recurrir, además de la ecuación objetivo que se pretende estimar (salarios en este caso), a una segunda ecuación que se le suele denominar ecuación de selección. La ecuación de selección corresponde a un modelo de variable dependiente discreta y mide la probabilidad de estar en la muestra. (En este caso, la ecuación de selección corresponde al probit estimado en la sección 4.1 para la elección

Por lo tanto, para probar la existencia de diferenciales salariales en cada uno de los sectores por habilidad, primero se estima un modelo probit donde la variable dependiente es el logro ocupacional y posteriormente se estiman las siguientes funciones de ingresos mincerianas a través de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) y corregidas por autoselección.

- Modelo de salarios para el sector administrativo-manual (white-collar):

$$\ln w_{iA} = \beta_1 + \beta_2 Raven_{iA} + \beta_3 Estatura_{iA} + \beta_4 Escolaridad_{iA} + \beta_5 Exp_{iA} + \beta_6 Exp^2_{iA} + \theta \Gamma_{iA} + \delta_A \lambda_A + u_{iA} \quad (2)$$

- Modelo de salarios para el sector Obrero-no manual (Blue-collar):

$$\ln w_{iO} = \gamma_1 + \gamma_2 Raven_{iO} + \gamma_3 Estatura_{iO} + \gamma_4 Escolaridad_{iO} + \gamma_5 Exp_{iO} + \gamma_6 Exp^2_{iO} + \theta \Gamma_{iO} - \delta_O \lambda_O + u_{iO} \quad (3)$$

Donde:

$\ln w_i$  es el logaritmo natural del salario por hora de la persona;  $Raven_i$  mide el score de habilidad del individuo;  $Escolaridad$  mide los años de escolaridad del individuo;  $Exp_i$  mide la experiencia de los individuos (edad-escolaridad-6);  $Exp^2_i$  es la experiencia al cuadrado;  $\Gamma_i$  es un vector que contiene un conjunto de variables de control: Dummies de género, zona donde vive, interacciones habilidad y género, interacción escolaridad y género;  $u_i$  es el término de error.

$\lambda_j, j \in \{A, O\}$  : es la variable de selectividad, estimada a partir del probit de elección ocupacional y se añade a la ecuación minceriana como una variable adicional para corregir el sesgo de selección<sup>5</sup>.

---

ocupacional). De esta estimación se obtiene el estadístico conocido como la razón inversa de Mills que captura la magnitud de dicho sesgo. Posteriormente al cálculo del modelo probit, la razón inversa de Mills estimada se incorpora al modelo de regresión de Mincer (estimado por MCO) para ser añadido como un regresor más, de esta manera la significatividad de este coeficiente indica la magnitud de sesgo en que se incurriría si no se hubiese incorporado a la regresión explicativa de la desigualdad salarial.

<sup>5</sup> También conocida como la razón inversa de Mills, es la relación de la función de densidad de probabilidad normal  $\phi(c)$  y la función de densidad de probabilidad normal acumulada  $\Phi(c)$ , es una función decreciente monótona de la probabilidad que se seleccione una observación en la muestra (Heckman, 1979).

$$\delta_A = \frac{\sigma_{u_A \varepsilon}}{\sigma_{u_A u_A}}, \lambda_A = \frac{\Phi(c)}{\Phi(c)}, c = \frac{\Gamma Z_i}{\sigma_\varepsilon}, \delta_O = \frac{\sigma_{u_O \varepsilon}}{\sigma_{u_O u_O}}, \lambda_O = \frac{\Phi(c)}{1-\Phi(c)}$$

## 5. Datos y estadísticos descriptivos

Se emplea la base de datos de la Encuesta Nacional sobre Niveles de Vida de los Hogares (ENNViH), una encuesta de carácter longitudinal, multitemática, representativa de la población mexicana a nivel nacional, urbano, rural y regional<sup>6</sup>. Además de proporcionar información sobre un amplio número de indicadores socioeconómicos y demográficos (como salud, educación, trabajo, ingreso laboral y no laboral, migración, etc.), esta encuesta aplica un instrumento para medir las habilidades cognitivas de los individuos (test de Raven). Para este trabajo se utilizan los datos del último levantamiento 2009-2012.

La muestra de esta investigación está conformada de las personas empleadas entre 15-65 años de edad que trabajan 20 horas o más a la semana, 7,429 trabajadores. Sin embargo, los datos fueron ponderados empleando el factor de expansión<sup>7</sup> incluido en la encuesta, y la muestra extendida representa 25,674,535 observaciones (16,919,241 hombres y 8,755,294 mujeres).

Las principales variables que se emplean son:

- Salario por hora de los trabajadores: el cual es declarado por los individuos al momento de la encuesta;
- Último grado de escolaridad completado (menos de primaria, primaria, secundaria, preparatoria, Licenciatura o posgrado);
- Experiencia potencial (edad- años de escolaridad-6);
- Resultados del test de Raven como medida proxy de habilidad de los individuos (scores de 0-100);

<sup>6</sup> La ENNViH ha sido desarrollada y gestionada por investigadores de la Universidad Iberoamericana (UIA) y del Centro de Investigación y Docencia Económicas (CIDE) en colaboración con investigadores de la Universidad de Duke en los Estados Unidos. <http://www.ennvih-mxfls.org/index.html>

<sup>7</sup> El factor o ponderador de expansión es el valor que se utiliza como ponderador de la información de las variables captadas a través de una muestra para generar estadísticas. Permite expandir los resultados de la muestra al total de población correspondiente y se interpreta como la cantidad de personas en la población que representa cada individuo en la muestra. En general, dichos valores poblacionales son desconocidos, por lo cual la generación de los factores de expansión depende del diseño muestral. La Encuesta de Niveles de Vida de los Hogares tuvo un diseño muestral complejo, trietápico, por conglomerados y, por lo cual la utilización de factores de expansión básicos es imprescindible. (ENNViH, 2009)

- Estatura como medida de fuerza y resistencia del individuo;
- Horas trabajadas a la semana;
- Ocupación de las personas: en total son 9 ocupaciones clasificadas en dos grandes grupos (Obrero-manual y Administrativo-no manual<sup>8</sup>). En Administrativo-no manual se encuentran 3 ocupaciones (Funcionarios, directores y jefes; Profesionistas y técnicos; y, Auxiliares administrativos). Mientras que en Obrero-se ubican 6 ocupaciones (comerciantes y empleados en ventas; trabajadores en servicios personales y vigilancia; trabajadores en actividades agropecuarias; trabajadores artesanales; operadores de maquinaria industrial, ensambladores, choferes y conductores de transporte: y, trabajadores en actividades elementales y de apoyo.)
- Dummies de género, zona rural o urbana, casado.

### 5.1. *Medida de habilidad*

Los trabajadores son heterogéneos, tienen stock de capital humano muy distinto y puede deberse a diferencias en habilidad innata y al tipo, cantidad y calidad de la educación y formación que poseen. La habilidad (o capacidad) de un individuo es distinta de las cualificaciones que se adquieren por medio de la educación formal o de la formación en el trabajo. Becker (1967) reconoce que existen distintos niveles de habilidad en la población, y dichas habilidades permiten realizar mayores niveles de educación y sacar mayor beneficio de ella. Para el presente documento no interesan las causas de la heterogeneidad de habilidades en los individuos, sino las consecuencias de estas diferencias en la distribución de los salarios.

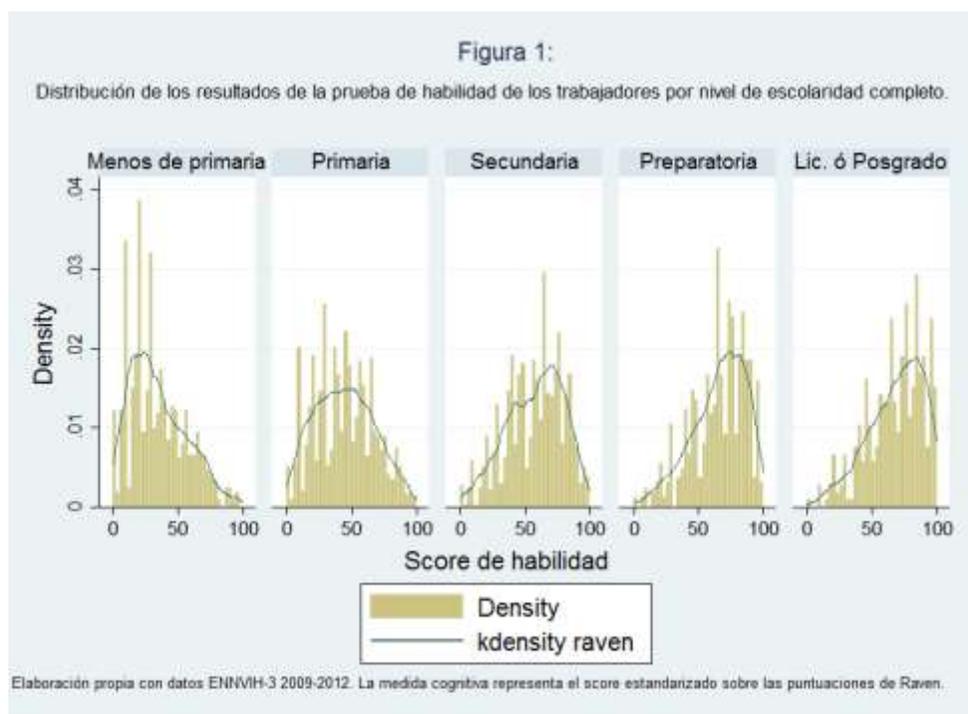
La habilidad es difícil de medir y aislar, puede ser de origen genético o dado por el entorno y tiene diferentes dimensiones, como inteligencia, destreza física y motivación (McConnel, Brue y Macpherson, 2003). La medida de habilidad que se emplea para este estudio es la prueba de Raven, es un test no verbal que mide la capacidad intelectual general mediante la comparación de formas y el razonamiento analógico, siendo hasta hoy la prueba más utilizada como medida de la inteligencia general (Raven, Court y Raven, 1996). La ENNVIIH aplica una batería de 12 Matrices Progresivas de Raven, con el objeto de contar con una medida del estado cognoscitivo de los individuos. La prueba Raven, que está destinado a medir el razonamiento abstracto, presenta una escala

---

<sup>8</sup> Esta clasificación concuerda con los términos en inglés Blue-collar y White collar.

de matrices de figuras geométricas en orden de complejidad creciente, cada una representa una fuente o sistema de pensamiento (razonamiento analógico, la percepción y la capacidad de abstracción)<sup>9</sup>. Para cada matriz, el sujeto selecciona el elemento que falta de un banco de ocho candidatos. El nivel de habilidad se mide con el total de aciertos obtenidos de la prueba cognitiva, teniendo un score de 100 quienes respondieron bien a todas las preguntas.

La figura 1 presenta las distribuciones de las medidas cognitivas por nivel escolaridad completo sólo de las personas que indicaron estar trabajando. Los individuos con escolaridad menor a primaria tienen la distribución menos favorable y ésta mejora para los de mayor nivel escolar.



<sup>9</sup> La capacidad de un individuo para resolver los problemas de las Matrices depende necesariamente de su familiaridad con puntos, figuras y líneas y del valor que le conceda a pensar y trabajar con diseños abstractos. Casi todos los miembros de nuestra sociedad tienen esa familiaridad y valoración (Raven et al., 1996).

## 5.2. *Ocupaciones*

Un punto importante de destacar es la ocupación en la que se encuentra laborando el trabajador, ya que los puestos de trabajo al igual que los individuos son claramente heterogéneos, tienen diferentes atributos no salariales y exigen diferentes tipos y grados de cualificación. El Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) creó el Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO) para marcar límites entre grupos, así como para tratar casos en que los requisitos de enseñanza formal no constituyen el método más adecuado para medir el nivel de competencias de una determinada ocupación.

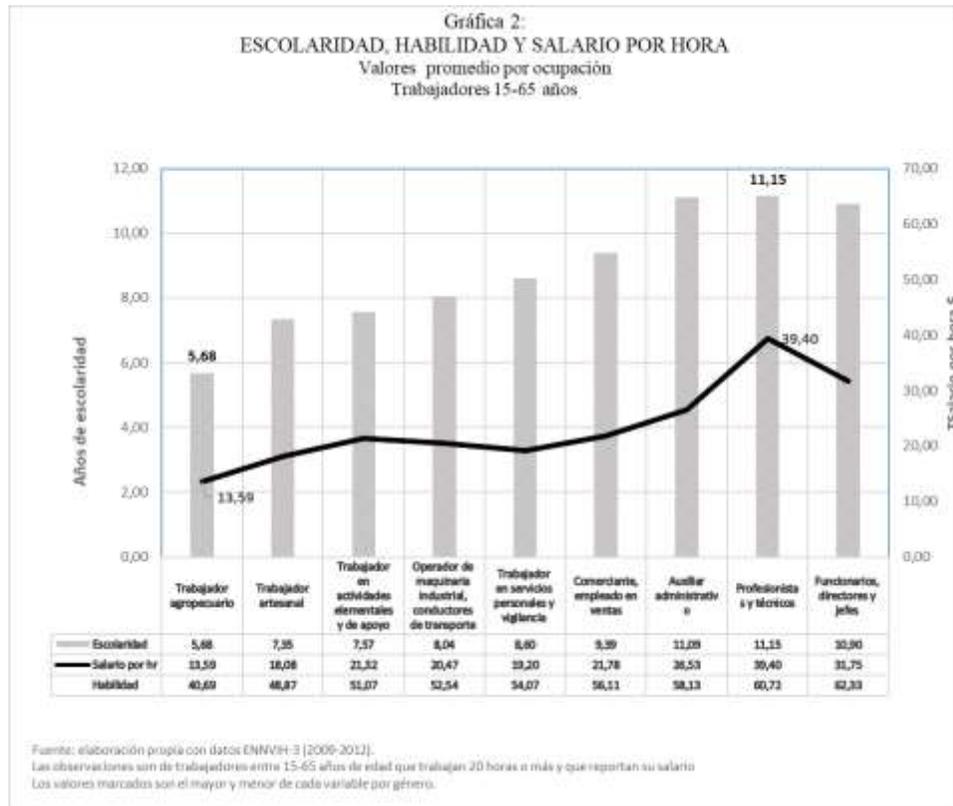
Las ocupaciones se definen como “*el conjunto de tareas y cometidos desempeñados por una persona, o que se prevé que ésta desempeñe, incluido para un empleador o por cuenta propia*” (INEGI, 2011).

SINCO clasifica las ocupaciones en 9 grupos de acuerdo a características comunes y en 4 niveles de competencias dependiendo de la naturaleza del trabajo y el nivel de formación. La gráfica 1 muestra la distribución por género entre esas ocupaciones, el 33.71 % de los hombres de la muestra se ubican como profesionistas y técnicos y un 17.75% como trabajadores agropecuarios. Por su parte, las mujeres se distribuyen en un 32.07% como profesionistas y técnicos y 20.8% en ocupaciones relacionadas con ventas. Las ocupaciones que tienen menos personal son trabajadores artesanales; funcionarios, directores y jefes y los auxiliares administrativos.



Haciendo un análisis dentro de las ocupaciones, la gráfica A.1 del Anexo indica que el sector que tiene mayor porcentaje de hombres en relación a las mujeres es el de trabajadores agropecuarios cuya plantilla laboral está compuesta en un 91.3% de hombres, seguido de la ocupación operador de maquinaria industrial y conductores de transporte con un 77.37 % de trabajadores hombres. Por el contrario, hay una mayor presencia de mujeres en las ocupaciones de auxiliares administrativos y de funcionarios, directores y jefes, 61.91% y 56.72%, respectivamente.

Como un primer acercamiento a la distribución de las habilidades de los trabajadores por sector laboral, la gráfica 2 muestra el promedio de habilidad que tienen las personas en cada ocupación, así como el promedio de escolaridad y salario por hora pagado en cada una de ellas.



Los profesionistas y técnicos ganan cerca de tres veces más que los trabajadores agropecuarios, reciben el mayor salario por hora de \$39.40 y también es la ocupación que presentan mayores niveles promedio de escolaridad, 11.15 años. Por su parte, los trabajadores agropecuarios obtuvieron en promedio el menor puntaje en las tres variables con respecto al resto de las ocupaciones; 5.68 años de escolaridad, 40.69 puntos de habilidad y \$13.59 de salario por hora. Los Funcionarios, directores y jefes son los que presentan un promedio mayor en el nivel de habilidad, 62.33 puntos. Una parte de la diferencia de los ingresos se debe a las diferencias existentes entre los ingresos medios de diversas ocupaciones, pero una parte mayor aún se debe a las diferencias de ingresos existentes dentro de la misma ocupación, por ejemplo, dentro del grupo profesionistas y técnicos el decil menor gana en promedio \$7 por hora, mientras que en el decil 10 el salario por hora promedio es de aproximadamente \$94. Del mismo modo, dentro del grupo de agropecuarios hay diferencias considerables en las tasas de paga por

hora, los del menor decil gana \$4.85 y en el lado extremo, el promedio es de \$100.10.

### 5.3. Grupos de ocupación

Para el análisis de elección ocupacional se divide las ocupaciones en dos grandes grupos: Obrero-manual y Administrativo-no manual. Dentro del grupo Obrero-manual incluye aquellas ocupaciones que cumplen con la competencia I y II de SINCO, a saber, comerciantes, empleados en ventas y agentes de ventas; trabajadores en servicios personales y vigilancia; trabajadores en actividades agropecuarias; trabajadores artesanales; operadores de maquinaria industrial, ensambladores, choferes y conductores de transporte; y, trabajadores en actividades elementales y de apoyo. En el sector Administrativo-no manual están las ocupaciones con competencia III y IV de SINCO que corresponden a funcionarios, directores y jefes; los profesionistas y técnicos, junto con trabajadores auxiliares en actividades administrativas.

Los análisis de datos posteriores se realizarán con base a estos dos grupos de ocupación. Las tablas 1 y 2 muestran los valores promedio de las principales variables divididos por género y

grupo de ocupación<sup>10</sup>. El 68% de las mujeres se ubican en el grupo obrero- manual, la cifra es similar para los hombres con un 66%.

#### 5.3.1. Diferencia entre ocupaciones

La tabla 1 analiza las diferencias entre grupos de ocupación para hombres y mujeres. Para ambos géneros, los trabajadores del sector *obrero-manual* tienen menor puntaje de la prueba Raven y menos años de escolaridad que sus contrapartes del sector *administrativo-no manual*, y esta desigualdad es mayor dentro del género femenino.

---

<sup>10</sup> Se emplean los individuos para quienes se tiene información sobre su nivel de educación, habilidad, ocupación simultáneamente, que representa el 73% de las personas que respondieron estar trabajando.

**Tabla 1. Pruebas de diferencia de medias entre grupos de ocupación. Fuente: elaboración propia con datos de ENNVIIH-3 2009-2012.**

Variable	Hombres				Mujeres			
	Obrero manual	Administr. no manual	Dif.	<i>t</i>	Obrero manual	Administr. no manual	Dif.	<i>t</i>
Score Raven <sup>(a)</sup>	45.10	51.68	-6.58	-10.0	44.99	58.64	-13.65	-15.1
Estatura	1.66	1.67	-0.01	-4.7	1.54	1.56	-0.02	-9.6
Escolaridad	7.59	9.58	-1.99	-17.7	7.45	12.6	-5.15	-35.4
Carrera técnica <sup>(b)</sup>	0.07	0.11	-0.04	-4.5	0.12	0.29	-0.17	-10.8
Experiencia	22.04	19.95	2.09	5.1	22.98	15.46	7.52	13.7
Salario mensual (\$)	4184.6	6324.21	-2139.61	-15.0	3141.56	6267.43	-3125.87	-16.1
Salario por hora (\$)	20.8	32.34	-11.54	-15.1	16.9	38.92	-22.02	-19.9
Horas trab./sem.	48.72	47.7	1.02	2.8	46.03	40.51	5.52	9.8
%	66.4	33.6			67.62	32.38		

<sup>(a)</sup> Medida de capacidad cognitiva (score de 0-100), <sup>(b)</sup> Proporción de trabajadores que tiene carrera técnica adicional a su escolaridad.

Los hombres presentan una diferencia de aproximadamente 7 puntos de Raven entre grupos de ocupación, mientras que para las mujeres es de alrededor de 14 puntos. En este mismo sentido, la escolaridad en las mujeres difiere un poco más de 5 años, es decir, las mujeres que trabajan en el sector *obrero-manual* tienen en promedio secundaria incompleta y las del sector *administrativo-no manual* cuentan con preparatoria terminada. En cambio, los hombres sólo presentan dos años de escolaridad de diferencia entre sectores. Asimismo, un mayor porcentaje de las personas que trabajan en el sector *administrativo-no manual* tiene una carrera técnica adicional a su nivel escolar, 29% de las mujeres de este grupo versus 11% de las del sector *obrero-manual*. El porcentaje de hombres es de 11% y 7%, respectivamente. En cuanto a estatura, también son más altos los trabajadores del grupo *administrativo-no manual*, aunque es mínima la diferencia entre sectores.

Estas diferencias en capital humano podrían explicar parte de las diferencias que también se muestran en los salarios recibidos. Los datos arrojan que, en promedio, el salario por hora y mensual es mayor para los trabajadores *administrativo-no manual* en comparación a los trabajadores del grupo *obrero-manual*, pero estos últimos trabajan más horas a la semana. La brecha es mucho más grande si se compara dentro del grupo de las mujeres, debido a que las que pertenecen al grupo

*administrativo-no manual* tiene un salario por hora \$ 38.92 y las trabajadoras del sector obrero-manual solo ganan \$16.90 por hora, es decir más de veintidós pesos de diferencia. Para los hombres la disparidad es de aproximadamente \$11.54 entre grupos. Si se cuantifica la diferencia de salario mensual, la magnitud es de \$2,139.61 a favor de los hombres de sector *administrativo-no manual* con relación al otro sector y \$3,125.87 en el caso de las mujeres.

### 5.3.2. Diferencias entre géneros

La tabla 2 proporciona información para hacer la comparación entre géneros. Los datos arrojan el resultado que dentro del grupo *administrativo-no manual* en promedio las mujeres cuentan con mayores niveles de escolaridad y de habilidad con respecto a los hombres, 3 años más de escolaridad y aproximadamente 7 puntos más en el score de Raven.

Asimismo, un mayor porcentaje de mujeres que de hombres cuenta con una carrera técnica adicional a su nivel de escolaridad dentro de cada grupo. Estas diferencias podrían explicar el hecho de que las mujeres tengan un salario por hora superior por \$6.58 en relación a los hombres dentro de este sector ocupacional. Sin embargo, dado que los hombres trabajan alrededor de 7 horas más a la semana con respecto al género femenino, no existe diferencia significativa en el salario mensual obtenido por cada género, cuyo monto es de aproximadamente \$6300 al mes.

Por otra parte, pese a que no existe diferencia significativa en escolaridad y capacidad cognitiva entre hombres y mujeres dentro del sector obrero-manual, los hombres tienen un salario por hora mayor que las mujeres con una diferencia a su favor de aproximadamente \$4. Además, el género masculino trabaja más horas a la semana, por lo tanto, su salario mensual en este sector es un 33% mayor que el de las mujeres.

**Tabla 2. Pruebas de diferencia de medias entre géneros. Fuente: elaboración propia con datos de ENNVIH-3 2009-2012.**

Variable	Obrero-manual (Blue-collar)				Administrativo-no manual (White-collar)			
	Hombres	Mujeres	Diferencia	<i>t</i>	Hombres	Mujeres	Diferencia	<i>t</i>
Score Raven	45.10	44.99	0.11	<i>0.2</i>	51.68	58.64	-6.96	<i>-7.69</i>
Estatura	1.66	1.54	0.12	<i>59.6</i>	1.67	1.56	0.11	<i>36.3</i>
Escolaridad	7.59	7.45	0.14	<i>1.3</i>	9.58	12.6	-3.02	<i>-18.7</i>
Carrera técnica	0.07	0.12	-0.05	<i>-6.3</i>	0.11	0.29	-0.18	<i>-12.4</i>
Experiencia	22.04	22.98	-0.94	<i>-2.2</i>	19.95	15.46	4.49	<i>8.9</i>
Salario mensual	4184.6	3141.56	1043.04	<i>7.8</i>	6324.21	6267.43	56.78	<i>0.3</i>
salario por hora	20.8	16.9	3.9	<i>5.5</i>	32.34	38.92	-6.58	<i>-5.2</i>
Horas a la semana	48.72	46.03	2.69	<i>6.3</i>	47.7	40.51	7.19	<i>16.0</i>
%	64.17	35.83			65.43	34.57		

## 6. Estimaciones y resultados

Los resultados de la ecuación (1) que mide la probabilidad de emplearse en el sector Administrativo-no manual se muestran en la tabla 3 (todas las estimaciones se realizaron utilizando el factor de expansión de la muestra). Para ambos géneros, mayores scores de habilidad promueven la entrada de los trabajadores mexicanos a trabajar en este sector, el aumento de una desviación estándar en el score de Raven aumenta la probabilidad de trabajar en el sector administrativo y no el obrero en un 3.97% para las mujeres y 4.78% para los hombres.

En cuanto al nivel de escolaridad, tomando como base personas con nivel de estudios igual a secundaria, los resultados indican que una persona con un mayor nivel de escolaridad a secundaria tiene más probabilidad de encontrar empleo en ese sector. Pero esa probabilidad es mayor para las mujeres que para los hombres. Niveles menores a secundaria no producen cambios significativos en la probabilidad de los hombres.

**Tabla 3. Probabilidad de tener un empleo en el sector Administrativo-no manual (efectos marginales). Fuente: elaboración propia con datos de ENNVIIH-3 2009-2012.**

VARIABLES	Hombres	Mujeres
Score raven (z)	0.0478 *** (3.32)	0.0397 ** (1.97)
Estatura (cm)	0.0013 (0.75)	0.0062 ** (2.35)
Experiencia	0.0102 *** (2.80)	0.0024 (0.55)
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0002 *** (-3.06)	-0.00005 (-0.06)
Rural	-0.0846 *** (-3.38)	-0.0348 (-1.02)
Nivel de escolaridad completo <sup>a</sup>		
Menos de primaria	0.0305 (0.63)	-0.2516 *** (-3.37)
Primaria	0.0039 (0.11)	-0.1984 *** (-4.03)
Preparatoria	0.0761 ** (2.05)	0.3037 *** (6.56)
Universidad y posgrado	0.3190 *** (6.86)	0.5218 *** (8.88)
Carrera Técnica <sup>b</sup>	0.0408 (0.90)	0.1816 *** (3.84)
Casado	-0.0142 (-0.48)	-0.0536 (-1.40)
Jefe de hogar	0.0241 (0.72)	0.0193 (0.45)
n	4474	2,321
Pseudo R <sup>2</sup>	0.06	0.27
Chi <sup>2</sup>	124.07	278.80

Valores z estadísticos entre paréntesis. \* p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

<sup>a</sup> La base son trabajadores con educación secundaria.

<sup>b</sup> Variable dummy igual a 1 si el individuo tiene una carrera técnica adicional a su nivel de estudios.

Asimismo, los resultados indican que las mujeres que cuentan con una carrera técnica adicional a sus estudios tienen 18.16 % más de probabilidad de emplearse en un trabajo Administrativo no manual, para los hombres esa variable no es significativa. La zona donde viven y la experiencia laboral si influye en los hombres al momento de conseguir este tipo de empleo y en las mujeres no, el vivir en una zona rural reduce la probabilidad en un 8.46% en los hombres de ubicarse en el sector administrativo-no manual<sup>11</sup>.

En cuanto a los rendimientos de las habilidades y escolaridad, las observaciones de las estimaciones de salarios son menores debido a que no se tiene la información del salario para el 35% de los trabajadores de la muestra. Los resultados de las estimaciones de las ecuaciones (2) y (3) tanto para las mujeres y los hombres se reportan en la tabla 4.

Los resultados de la primera columna corresponden a la estimación minceriana para los trabajadores en general, corregido el sesgo de selección. El coeficiente estimado de la medida proxy de habilidad (prueba de raven) es estadísticamente significativo y muestra que entre más alto es el nivel de habilidad de los trabajadores mayor es su salario por hora; un aumento de una desviación estándar en los resultados de la prueba de capacidad cognitiva, *ceteris paribus*, se asocia con un aumento de 7.57% del salario por hora del trabajador.

Asimismo, entre mayor experiencia y mayor el nivel de escolaridad mayor será el rendimiento obtenido. Por ejemplo, Un trabajador con universidad o posgrado terminado tiene un salario por hora 41.70% mayor que si solo tuviera preparatoria. Las variables zona rural y la estatura del trabajador también resultaron significativas en los resultados de la estimación general. El vivir en una zona rural reduce el salario por hora en 17.6% y los trabajadores más altos reciben un mayor salario.

---

<sup>11</sup> Variables de estado civil, si es jefe de hogar, número de hijos no fueron significativos en esta elección (dichas variables si lo fueron para medir la probabilidad de las personas de participar en el mercado laboral).

**Tabla 4. Rendimientos de la habilidad y la escolaridad por sector y género. Resultados corregidos por el sesgo de selección.**  
**Fuente: elaboración propia con datos de ENNVIH-3 2009-2012.**

	General (b)	Administrativo no manual		Obrero manual	
		Mujer	Hombre	Mujer	Hombre
Score_Raven (z)	0.0757 *** [3.34]	0.1640 *** [3.54]	0.2530 ** [2.36]	0.0651 [1.63]	-0.0517 [-0.72]
Estatura (cm)	0.0120 *** [5.83]	0.00156 [0.26]	0.0188 *** [3.17]	0.0107 ** [2.00]	0.0086 ** [2.18]
Experiencia	0.0345 *** [5.83]	0.0518 *** [4.30]	0.0598 ** [2.01]	0.0189 ** [2.29]	0.0083 [0.48]
Exp2	-0.00050 *** [-3.69]	-0.00060 ** [-2.08]	-0.00093 [-1.53]	-0.00021 [-1.27]	-0.00003 [-0.08]
Estudios completos <sup>(a)</sup>					
< Primaria	-0.6180 *** [-6.22]	-2.0480 *** [-3.99]	-0.9230 *** [-2.74]	-0.3380 [-1.33]	-0.3530 ** [-2.43]
Primaria	-0.4780 *** [-7.36]	-1.6520 *** [-7.80]	-0.7000 *** [-2.90]	-0.3500 * [-1.72]	-0.2270 [-1.45]
Secundaria	-0.3380 *** [-6.470]	-0.7640 *** [-5.92]	-0.6610 *** [-3.01]	-0.2470 [-1.59]	-0.0548 [-0.37]
Lic. y posgrado	0.4170 *** [6.66]	0.6490 *** [6.62]	1.0600 *** [2.62]	0.1230 [0.59]	-0.1190 [-0.27]
Rural	-0.1760 *** [-4.98]	-0.1540 [-1.47]	-0.3850 * [-1.86]	-0.3630 *** [-4.40]	-0.0366 [-0.30]
$\lambda$	0.1430 * [1.83]				
$\lambda_A$		0.6560 *** [4.78]	1.8950 * [1.68]		
$\lambda_O$				0.0280 [0.09]	1.1630 [1.21]
Administrativo	0.3520 *** [9.13]				
Mujer	-0.0495 [-1.15]				
n	4696	628	1234	830	2004
R2	0.319	0.396	0.265	0.190	0.228

Valores t entre paréntesis, \* p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\* p<0.01.

(a) La base son trabajadores con Preparatoria completa.

Todas las estimaciones están controladas con dummies de Estado

(b) Estimación general para todos los trabajadores corregida por el sesgo de selección.

Pero los resultados varían si comparamos los resultados obtenidos entre géneros y ocupaciones. Para las mujeres que trabajan en ocupaciones administrativas el retorno salarial de un aumento de una desviación estándar en la prueba es de 16.40% y para los hombres de este sector es mayor con un rendimiento del 25.30%. Los niveles de escolaridad continúan siendo significativos y con los signos esperados en este sector, se toma como base la preparatoria, menores niveles de escolaridad reducen el salario por hora y las personas que tienen licenciatura o posgrado ganan más.

En las ocupaciones manuales no se encontraron efectos significativos del score de Raven para ningún género, tampoco niveles altos de escolaridad. El vivir en una zona rural solamente es significativo para los hombres que trabajan en sector administrativo y las mujeres que realizan actividades manuales, reduciendo su salario en un 38.5% y 36.6 %, respectivamente.

Los resultados de la tabla 4 se pueden comparar con la tabla A.1 del Anexo, en la cual se muestran los resultados de las ecuaciones mincerianas pero sin incluir la variable de habilidad. Las diferencias entre los rendimientos de los niveles de escolaridad son más bajos cuando omitimos la habilidad para niveles menores a preparatoria, pero se incrementan en las estimaciones para niveles mayores a preparatoria tanto para hombres como para mujeres.

## 7. Conclusiones

El objetivo de este trabajo ha sido analizar la asignación y retorno de las habilidades mercado laboral de México. Se lograron comprobar las dos hipótesis, las personas con mayor habilidad se ubican en ocupaciones mejor remuneradas. Y la habilidad tiene un efecto positivo en los ingresos independiente de la escolaridad acumulada.

En el análisis de elección ocupacional, se evidencia que las habilidades y una mayor escolaridad del individuo promueven su entrada a ocupaciones con salarios más lucrativos tanto para hombres y mujeres. En los procesos de selección en las ocupaciones que requieren personal más cualificado se valora la formación académica y las capacidades cognitivas, independientemente del género. Si una mujer está igual de preparada o más que los hombres, como en el caso del sector administrativo-no manual, puede tener las mismas oportunidades, este hecho se refleja en un mayor salario por hora para las mujeres en estas ocupaciones.

Otra de las evidencias es que son mayores las brechas que se encuentran comparando entre ocupaciones que entre géneros. Al contrastar las características entre grupos de ocupación para el género femenino, las mujeres que trabajan en el sector administrativo-no manual superan a las del obrero-manual en un 30% de capacidad cognitiva, en un 69% más de escolaridad y obtienen un salario por hora 130% mayor. Del mismo modo, las trabajadoras del sector administrativo-no manual superan, pero en una menor proporción, a los trabajadores del género masculino del mismo sector en estas tres categorías, en un 13.7%, 31.5% y 20.3%, respectivamente. Por tanto, las mujeres están ganando presencia en el mundo laboral y pueden acceder a cualquier trabajo, pero depende de su formación y capacidades.

El papel de las ocupaciones es importante al momento de estimar la función de ingresos, se demostró que gran parte del rendimiento de la habilidad y de la educación es atribuible a su clasificación en trabajos mejor remunerados. Así, las diferencias observadas en salarios no serían atribuibles a la educación solamente sino a la diferente habilidad innata: los individuos más hábiles obtendrían mejores resultados en el ámbito laboral y el hecho de que también estudien más mejoraría su éxito en el mercado laboral. En este caso, las tasas de rendimiento obtenido con la estimación de una ecuación de salarios sin incluir la habilidad sobrestimarían el rendimiento de la inversión educativa ya que parte sería atribuible a su capacidad individual. Para ambos géneros, el score de Raven sólo es valorado en las ocupaciones administrativas-no manuales. En el sector obrero-manual son más importantes características físicas (Estatura) y la experiencia que las capacidades cognitivas.

La principal limitación de este análisis es que la base de datos utilizada es del periodo 2009-2012 y no es posible analizar la situación actual de los trabajadores en México, pero es la única que incluye datos sobre habilidades cognitivas hasta el momento. Para futuras investigaciones sobre este tema, se está en espera de una nueva base de datos sobre habilidades de los trabajadores de una encuesta que se está aplicando actualmente en el país, la cual incluye competencias de comprensión lectora, capacidad de cálculo y capacidad para resolver problemas en contextos informatizados.

## Referencias bibliográficas

Allen, J., y van der Velden, R. (2001). “Educational Mismatches versus Skill Mismatches: Effects on Wages, Job Satisfaction, and On-the-Job Search”. *Oxford Economic Papers*, 53(3), 434–452.

Angrist, J. D., y Krueger, A. B. (1991). “Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings?”. *The Quarterly Journal of Economics*, 106(4), 979-1014.

Arceo-Gómez, E., y Campos Vazquez, R. (2014). “Evolución de la brecha salarial de género en México”. *El Trimestre Económico*, 81(323), 619-653.

Arrow, K. J. (1973). “Higher education as a filter”. *Journal of Public Economics*, 2(3), 193-216.

Ashenfelter, O. C., y Krueger, A. B. (1994). “Estimates of the Economic Returns to Schooling from a New Sample of twins”. *The American Economic Review*, 84(5), 1157-73.

Aslam, M., y Kingdom, G. (2012). “Return to schooling, ability and cognitive skills in Pakistan”. *Education Economics*, 20(2), 139-173.

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

Blackburn, M., y Neumark, D. (1993). “Are OLS estimates of the return to schooling biased downward? Another look”. *Review of Economics and Statistics*, 2(77), 217-230.

Chevalier, A., y Lindley, J. (2009). “Overeducation and the Skills of UK Graduates”. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (Statistics in Society)*, 172(2), 307–337.

Cunningham, W., Torrado, M., y Sarzosa, M. (2016). “Cognitive and non-cognitive skills for the Peruvian labor market: addressing measurement error through latent skills estimations”. *World Bank Policy Research Working Paper* (7550).

Griliches, Z. (1977). "Estimating the returns to schooling: Some econometric problems". *Econometrica*, 45(1), 1-22.

Griliches, Z., y Mason, W. (1972). "Education, Income, and Ability". *Journal of Political Economy*, 80(3), S74-S103.

Hanushek, E. A., Schwerdt, G., Wiederhold, S., y Woessmann, L. (2015). Returns to skills around the world: Evidence from PIAAC. *European Economic Review*, 73, 103-130.

Heckman, J. (1979). "Sample Selection Bias as a Specification Error". *Econometrica*, 47(1), 153-161.

Heckman, J. y 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.

Heckman, J., Stixrud, J., y Urzua, S. (2006). "The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior". *Journal of Labor Economics*, 24(3), 411-482.

Heineck, G., y Anger, S. (2010). "The returns to cognitive abilities and personality traits in Germany". *Labour Economics*, 17(3), 535-546.

Heisz, A., Notten, G., y Situ, J. (2015). "The Role of Skills in Understanding Low Income in Canada". In *Measurement of Poverty, Deprivation, and Economic Mobility* (pp. 153-184). Emerald Group Publishing Limited.

INEGI, SINCO (2011):

<http://www.inegi.org.mx/est/contenidos/Proyectos/aspectosmetodologicos/clasificadoresycatalogos/SINCO.aspx>

Levels, M., Van der Velden, R. y Allen, J. (2014). Educational mismatches and skills: new empirical tests of old hypotheses. *Oxford Economic Papers*, 66(4), 959-982.

McConnell, C., Brue, S. y MacPherson, D. (2003) *Contemporary Labor Economics*, 6th edition, McGraw Hill.

- Maddala, G.S. (1983). "Models with self-selectivity". En *Limited-Dependent and Qualitative Variables in Economics* (págs. 257-91). New York: Cambridge University Press.
- Martínez Jasso, I., Gómez Meza, M. y de la Garza Flores, R. (2011). "Educación y Desigualdad del Ingreso en México". En E. Aguayo, y E. Rangel, *Capital Humano, Pobreza y Distribución del Ingreso en México* (Vol. I, págs. 171-226). Plaza y Valdés.
- Mincer, J. (1974). *Schooling, Experience, and Earnings*. New York: Columbia University Press. National Bureau of Economic Research.
- Morales-Ramos, E. (2011). "Los rendimientos de la educación en México". (No. 2011-07) *Working Papers, Banco de México*.
- Nieto, S. y Ramos, R. (2017). Overeducation, Skills and Wage Penalty: Evidence for Spain using PIAAC data. *Social Indicators Research*, 134(1), 219-236.
- OECD (2013), *OECD Skills Outlook 2013: First Results from the Survey of Adult Skills*, OECD Publishing. <http://dx.doi.org/10.1787/9789264204256-en>
- Raven, C. J., J. H. Court y J. Raven (1996) *Manual de Matrices Progresivas*. 2ª edición ampliada. Publicaciones de Psicología Aplicada, serie menor núm.230, TEA Ediciones, S.A. Madrid.
- Mateos-Romero, L., Huertas, I. P. M., y Salinas-Jiménez, M. D. M. (2014). Desajuste educativo y competencias cognitivas: efectos sobre los salarios. *Hacienda Pública Española / Review of Public Economics*, 210(3), 85-108.
- Roy, A.D. (1951). "Some Thoughts on the Distribution of Earnings". *Oxford Economic Papers*, 3(2), 135-146.
- Székely, M., y Flores, I. (2018). Educación y desarrollo en México: Una historia de baja capacidad de aprovechamiento del capital humano.
- Spence, M. (1972). "Job Market Signalling". *The Quarterly Journal of Economics* 87: 355-379.

Sattinger, M. (1993). "Assignment models of the distribution of earnings", *Journal of Economic Literature*, 31(2): 831-880.

Thurow, L.C. (1975). *Generating Inequality*, Basic Books.

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, num 91, 65-92.

Vogl, T. (2014). "Height, skills, and labor market outcomes in Mexico". *Journal of Development Economics*, 107, 84-96.

Willis, R.J. y Rosen, S. (1979). "Education and self-selection". *The Journal of Political Economics*, 87(5-2): S7-S36.

## Anexo

Gráfica A1:  
Distribución de trabajadores por género dentro de cada  
ocupación (%)    ■ Hombres    ▨ Mujeres



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

**Tabla 5. Rendimientos de la habilidad y la escolaridad por sector y género. Resultados corregidos por el sesgo de selección. Fuente: elaboración propia con datos de ENNVIH-3 2009-2012.**

	General		Administrativo no manual		Obrero manual					
	(b)		Mujer	Hombre	Mujer	Hombre				
Estatura (cm)	0.0104	***	0.0007	0.0157	***	0.0108	**	0.0096	**	
	[4.15]		[0.11]	[2.82]		[2.03]		[2.56]		
Experiencia	0.0318	***	0.0518	***	0.0441	0.0165	*	0.0198	*	
	[5.29]		[4.35]		[0.32]	[1.96]		[1.67]		
Exp2	-0.00042	***	-0.00067	**	0.00019	-0.00017		-0.00025		
	[-3.34]		[-2.31]		[0.60]	[-1.05]		[-0.98]		
Estudios completos <sup>(a)</sup>										
Menos de primaria	-0.6829	***	-2.0100	***	-0.7640	**	-0.3210	-0.3960	***	
	[-7.17]		[-3.86]		[-2.43]		[-1.26]	[-3.06]		
Primaria	-0.5189	***	-1.6650	***	-0.4010	**	-0.3260	*	-0.2980	*
	[-8.43]		[-6.98]		[-2.38]		[-1.56]	[-2.14]		
Secundaria	-0.3541	***	-0.7590	***	-0.3570	**	0.2220	-0.1290		
	[-6.71]		[-5.52]		[-2.58]		[-1.41]	[-1.08]		
Lic. y posgrado	0.4253	***	0.6500	***	0.1950		0.0785	0.1480		
	[6.74]		[6.46]		[1.01]		[0.390]	[0.55]		
Rural	-0.1837	***	-0.1550		-0.0092		-0.3600	***	-0.0109	
	[-5.15]		[-1.45]		[-0.10]		[-4.35]		[-1.35]	
$\lambda$	0.1094									
	[1.39]									
$\lambda_A$			0.585	***	1.8950	*				
			[3.98]		[1.68]					
$\lambda_O$							-0.414	0.5270		
							[0.84]	[1.03]		
Administrativo	0.3597	***								
	[9.17]									
Mujer	-0.0369									
	[-0.87]									
n	4696		628		1234		830		2004	
R2-ajust	0.313		0.367		0.252		0.185		0.227	

Valores t entre paréntesis, \* p<0.10, \*\*p<0.05, \*\*\* p<0.01.

(a) La base son trabajadores con Preparatoria completa.

Todas las estimaciones están controladas con dummies de Estado

(b) Estimación general para todos los trabajadores corregida por el sesgo de selección.