



**UNIVERSIDAD TORCUATO DI TELLA**  
**DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA**

MAESTRÍA EN ECONOMÍA APLICADA

**Retornos laborales de las habilidades  
cognitivas y socio-emocionales en Colombia**

Alumno: Pablo Daniel Tucat

Tutor: Hernán Ruffo

Buenos Aires, 30 de Junio de 2016

## ABSTRACT

Este estudio aporta evidencia acerca del retorno laboral de las habilidades cognitivas y no-cognitivas sobre el salario en Colombia. Se trabajó con micro-datos del Banco Mundial con una especificación *à la* Mincer ampliada utilizando diversas técnicas econométricas. Inicialmente se implementó una metodología de Mínimos Cuadrados Ordinarios y se analizaron las distintas tipologías de habilidad tanto a nivel individual como agregado. Luego, ante el potencial problema de endogeneidad, se emplearon Variables Instrumentales. Se observa que la educación y algunas dimensiones de habilidades socio-emocionales tienen un alto poder explicativo de los retornos laborales en Colombia. La capacidad cognitiva no es estadísticamente significativa para explicar los ingresos laborales pero existen indicios de un alto grado de incidencia sobre la educación.

**Palabras claves:** Habilidades Cognitivas, Habilidades No Cognitivas, Retornos Laborales, Mincer, Países en desarrollo

## Índice

1	Introducción .....	2
2	Revisión Bibliográfica.....	4
3	Metodología .....	9
3.1	Datos .....	10
3.2	Habilidades cognitivas .....	12
3.3	Habilidades socio-emocionales y el Modelo de las Big Five.....	13
4	Resultados .....	15
4.1	Modelo de Mincer ampliado .....	15
4.2	Modelo de Mincer con medidas agregadas de habilidades .....	17
4.3	Modelo de Mincer con Variables Instrumentales.....	20
5	Conclusiones .....	27
6	Bibliografía .....	30
	ANEXO I .....	33
	ANEXO II .....	37

# 1 INTRODUCCIÓN

---

Este trabajo presenta un análisis de los efectos de las habilidades cognitivas y socio-emocionales sobre los retornos laborales en Colombia bajo una especificación *à la* Mincer. Existe evidencia para los países desarrollados que demuestra que, más allá de la educación formal de un individuo, las habilidades del mismo tienen un alto poder explicativo en diversos *outcomes* como los niveles de ingreso, la empleabilidad y la educación misma.

La lógica subyacente indicaría que los más educados accederán con mayor facilidad al mercado laboral y, al mismo tiempo, a mejores trabajos. De este modo, sería esperable que quienes presentan más años de educación tengan mayores retornos laborales. Este es el principal argumento detrás de la teoría clásica del capital humano.

Pese a esto, pueden existir otros elementos que determinen los retornos salariales de los individuos. Este trabajo hará particular hincapié en las habilidades. En primer lugar, es esperable que los individuos más habilidosos tengan mayores salarios. En segundo lugar, esos mismos serían propensos a estar más educados. De hecho, las teorías que toman a la educación como una “señal” de la capacidad del individuo irían en línea con este enfoque. Por lo tanto, ¿es la educación o las habilidades la verdadera explicación de los mayores ingresos laborales?, ¿cómo interactúan habilidades y educación? Un razonamiento factible sería suponer que los agentes más habilidosos acceden a mayor educación, y que, a su vez, el sistema educativo fortalece las habilidades.

Sin embargo, lo anterior plantea una serie de desafíos instrumentales. Por un lado, la habilidad es una variable no observable, por lo que habremos de recurrir a *proxies* de la misma para captar, en mayor o menor medida, la variable latente. Esto implica ciertas problemáticas desde el punto de vista de la medición de las mismas y la selección de los indicadores. Por otro lado, considerando que la educación y las habilidades se retroalimentan -o más específicamente, son endógenas-, las herramientas econométricas habituales sufren severas limitaciones para dar respuesta a este planteo.

Diversos estudios en países desarrollados han empleado diferentes estrategias para sobrellevar las problemáticas antes mencionadas y existe un amplio cuerpo de estudios que corroboran la relevancia tanto de la de educación formal, como la capacidad cognitivas y socio-emocionales, en la determinación de los ingresos de las personas. No obstante, los trabajos para países en desarrollo no se encuentran tan extendidos. La razón primordial radica en la falta de información sistematizada que permita llevar a cabo investigaciones de estas características. Por suerte, la necesidad imperiosa de

analizar estos aspectos ha llevado a que diversos organismos provean recursos para la generación de esta información.

El presente trabajo utiliza una novedosa base de datos del Banco Mundial para dar respuesta a la siguiente pregunta: ¿son las habilidades cognitivas y no-cognitivas importantes para explicar los retornos laborales en Colombia? De ser así, ¿qué dimensiones de las mismas explican estos retornos y en qué medida?

Con el objetivo antes mencionado, se emplearon diversas estrategias de análisis empírico. Inicialmente se trabajó con una especificación *minceriana* ampliada utilizando Mínimos Cuadrados Ordinarios. En primera instancia, se incorporaron las distintas dimensiones de habilidad individualmente. Luego, bajo el supuesto teórico de no ortogonalidad de la distintas tipologías de habilidad, se elaboró un indicador agregado de cada una y se introdujo en el modelo planteado. En una segunda etapa, a partir del problema que genera la endogeneidad de las variables en cuestión, se llevó a cabo una estimación utilizando Variables Instrumentales.

En función del análisis realizado, se provee evidencia de que la educación es uno de los factores más importantes al momento de explicar los retornos laborales en Colombia. Asimismo, en línea con lo hallado por estudios para países en desarrollo, algunas dimensiones de las habilidades socio-emocionales resultan importantes en la determinación de los ingresos. La capacidad creativa y curiosidad intelectual (Apertura) aparece como una de las características mejor valoradas en el mercado laboral. No obstante, en contra de lo esperado, la Perseverancia y la Estabilidad Emocional parecen repercutir negativamente. Finalmente, las habilidades cognitivas no resultan estadísticamente significativas para explicar los ingresos laborales, pero existen indicios de un efecto importante sobre la educación.

El trabajo se estructura de la siguiente manera: en el segundo apartado se realiza una revisión de la literatura sobre el tema. Luego, en la tercera parte, se explica la estrategia empírica, se describen los datos a utilizar y se brinda una descripción de cada tipología de habilidad. En el cuarto apartado se presentan los resultados. Finalmente se exponen las conclusiones e implicancias políticas de los hallazgos.

## 2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

---

A la hora de analizar los retornos laborales, la mayor parte de la literatura económica se ha focalizado en aspectos vinculados a la teoría del capital humano como la educación, la experiencia y el entrenamiento laboral. Los orígenes se remontan al trabajo original de Becker (1964) quien relaciona el stock de capital humano, medido como años de educación, con los retornos al trabajo. La inversión en educación se realizará en tanto el valor actual neto del flujo de ingresos futuros esperados supere al flujo generado por la opción de no estudiar. Allí donde el valor presente de los costos marginales de estudiar se iguale con los ingresos marginales, quedará determinada la inversión óptima en educación.

No obstante, Mincer (1958) ya había analizado una relación lineal entre ingresos de los individuos y la educación recibida por el mismo. El modelo asume que los individuos tienen capacidades y oportunidades idénticas, certidumbre perfecta, que los mercados de crédito funcionan correctamente pero las ocupaciones difieren en los niveles de educación requerido. De este modo, las diferencias en educación conllevarían diferencias salariales. Más tarde, Mincer (1974) incluye la experiencia de los trabajadores con el objetivo de explicar por qué personas con iguales niveles educativos reciben diferentes salarios. Este modelo se centra en la dinámica del ciclo de vida, en la relación entre los ingresos observados, en las ganancias potenciales y en la inversión en capital humano (Heckman, Lochner, & Todd, 2003)

Griliches (1977) sintetiza una serie de críticas a estos modelos de las cuales destacaremos dos: (i) la educación es el resultado de un proceso de optimización, no solo del individuo, sino también de la familia, y por lo tanto aspectos vinculados a la misma deben ser contemplados en la ecuación de Mincer; (ii) se omite la “habilidad” de un individuo, lo que puede conducir a una sobreestimación del coeficiente de educación.

En términos generales, estas críticas se refieren al potencial problema de endogeneidad en los modelos de Mincer. Se asume que las variables explicativas son independientes del término de error, sin embargo, la educación de un individuo se encuentra estrechamente vinculada con otros factores (como ser los antecedentes familiares, escolaridad de los padres, número de hermanos, entre otros) que asimismo pueden ser determinantes del nivel de ingresos. Al omitirse esas variables, se incluyen en el término de error dando lugar al problema antes mencionado. La hipótesis del presente trabajo es que estos factores familiares explican en gran medida la trayectoria educativa de los individuos,

pero no tienen una relación directa con los ingresos. En el apartado referido a las estimaciones por Variables Instrumentales se profundizará esta cuestión.

Una alternativa a lo anterior sería analizar individuos que, al menos potencialmente, sean homogéneos en atributos no observables. Por ejemplo, Ashenfelter y Zimmerman (1997) utilizan la escolaridad de los hermanos y del padre como variables de control y como instrumentos de la educación del individuo. Dado que los sujetos pertenecientes a una misma familia serían propensos a tener habilidades y antecedentes similares, se estarían controlando las características no observables. Sus resultados indican que el retorno escolar podría estar sobreestimado en un 25%. Sin embargo, este se vería compensado por los errores de medición.

Otra posibilidad se deriva de las leyes de asistencia e inicio obligatorio de la escuela al explotar las diferencias en las fechas de nacimiento en un mismo cohorte lectivo. Angrist y Krueger (1990) utilizan el trimestre de nacimiento como variable instrumental asumiendo que es independiente del error y que su efecto en el ingreso se da únicamente a través de la escolaridad de las personas. Los autores no encuentran grandes diferencias en la tasa de retorno a la educación respecto de la estimación mediante MCO, lo que sugiere que no habría grandes sesgos en las estimaciones convencionales.

Otra categoría de problemas incluye cómo evaluar el sesgo de habilidades. Podría asumirse que los individuos más habilidosos poseen ventajas en el sistema educativo, de modo tal que adquieren mayor capital humano, y en el ámbito laboral, porque posee mayor productividad, tanto por la mayor o mejor educación, como por la productividad superior inherente a su habilidad. Sin embargo, la habilidad de un individuo es una característica no observable, con la consecuente dificultad de medición.

Una de las estrategias implementadas para sobrellevar este problema ha sido analizar grupos homogéneos en características genéticas y familiares (gemelos, por ejemplo), por lo cual cualquier diferencia en los retornos laborales podría atribuirse a las diferencias en los años de escolaridad. Ashenfelter y Rouse (1997) comparan salarios de grupos de gemelos con diferencias en educación y encuentran que la tasa de retorno de un año adicional de educación es del 9%. Asimismo, encuentran que individuos con mejores habilidades reciben más educación (lo que evidenciaría un sesgo en los estimadores de retorno salarial si se omiten la habilidad en el análisis) y que el retorno es levemente superior para los individuos menos hábiles, lo que de algún modo indicaría que la escolaridad compensa las diferencias de habilidad.

Blackburn y Neumark (1991) analizan los retornos salariales de la educación incluyendo variables *proxy* de las habilidades cognitivas. Los autores utilizan *scores* obtenidos por los individuos en diversas evaluaciones que miden la capacidad académica (o cognitiva) y las habilidades técnicas. Asimismo, controlan la potencial endogeneidad de la habilidad, experiencia y años de educación utilizando instrumentos de antecedentes familiares.

Hanushek y Zhang (2006) analizan cómo cambian los retornos bajo la especificación de Mincer cuando se utiliza una variable que aproxima la habilidad cognitiva de los individuos. Los autores parten de la hipótesis que, dado que los individuos reciben educación en diferentes períodos de tiempo, la calidad de la misma puede no ser idéntica lo que generaría una sobre o subestimación del retorno de la educación en función de cómo evoluciona la calidad de la misma en el tiempo. A partir de los microdatos de la *International Adult Literacy Survey*, los autores construyeron medidas de escolaridad ajustadas por calidad en diferentes periodos de tiempo, las cuales se complementaron con medidas de habilidad cognitiva derivadas de las pruebas internacionales de alfabetización. Hanushek y Zhang concluyeron que los retornos calculados en una ecuación clásica de Mincer (sin ajuste por habilidades) sobreestimaba en 25% el retorno escolar. Asimismo, al contemplar la calidad escolar estandarizada a lo largo del tiempo (ajustada), encuentran que las contribuciones de los años de educación adicional son más altas para las cohortes más reciente.

Hasta el momento, solo nos hemos limitado a un tipo de habilidades, las denominadas cognitivas. Estas habilidades se ponen en marcha para analizar y comprender la información recibida, determinan cómo se procesa y cómo se estructura en la memoria. Desde el punto de vista cognitivo, se concibe el aprendizaje como un conjunto de procesos que tienen como objeto el procesamiento de la información.

Sin embargo, existen una serie de habilidades no cognitivas, socio-emocionales o “habilidades blandas”, como la empatía, la motivación o el autoestima que han demostrado poder explicativo en aspectos vinculados al mercado laboral. Las habilidades socio-emocionales cubren un espectro de habilidades de dominios tan amplios como el social, actitudinal, emocional o el comportamiento. Estas habilidades son valoradas en el mercado laboral ya que, por ejemplo, podrían repercutir positivamente sobre la productividad y de este modo incidir sobre los salarios.

La mayor parte de los análisis empíricos sugieren que tanto las habilidades cognitivas como las no cognitivas influyen sobre elementos del mercado laboral como el salario o la empleabilidad. De hecho, esta influencia ya ha sido analizada por otras disciplinas como la sociología o la psicología (Heckman, Stixrud, & Urzua, 2006). Por ejemplo, Bowles y Gintis (1976) llevaron a cabo el primer

estudio en que se analizó el impacto de las dimensiones de la personalidad en el mercado laboral, específicamente en los ingresos. Este estudio demuestra que la estabilidad y la confianza son rasgos valorados por los empleadores.

Por otro lado, Heckman *et al.* (2012) demuestran que una de las claves de la eficacia del programa Perry de EE.UU. radicó en incrementar las habilidades socioemocionales de los mismos.<sup>1</sup> Diversos trabajos han reconocido el impacto positivo del programa en términos de salarios, educación, tasas de criminalidad y empleabilidad.<sup>2</sup> Ahora, si bien los participantes vieron incrementadas inicialmente sus habilidades cognitivas, pasado un tiempo, no se observaron diferencias significativas entre el grupo de tratamiento y el de control. Sin embargo, estos estudiantes lograron niveles de habilidades socio-emocionales como el autocontrol, perseverancia y motivación, que han persistido.

Otros estudios se han concentrado en determinados rasgos de la personalidad. Nyhus & Pons (2005) concluyeron que la estabilidad emocional se asociaba positivamente con el salario. Por otro lado, la amabilidad se asociaba significativamente con salarios más bajos para las mujeres, mientras que en el caso de los hombres con más experiencia, la autonomía constituía una característica bien valorada. En el caso de los jóvenes, la diligencia o la capacidad de gestión eran los atributos mejor recompensados. Finalmente, hallaron que el retorno a los distintos componentes de la personalidad varía de acuerdo al nivel educativo.

Mueller & Plug (2006) adoptan el modelo de los cinco factores de la estructura de la personalidad para explorar cómo afecta los ingresos de un grupo de hombres y mujeres graduados de escuelas secundarias de Wisconsin en 1957 y entrevistados nuevamente en 1992.<sup>3</sup> Los cinco rasgos básicos exhibieron efectos estadísticamente significativos y, en forma conjunta, mostraron un impacto comparable al de las capacidades cognitivas. Entre los hombres, los mayores retornos se observaron para la estabilidad emocional, la apertura mental y la antipatía (como opuesto de amabilidad). Por el lado de las mujeres, la apertura y la meticulosidad fueron los aspectos más valorados

A pesar de lo anterior, existe escasa evidencia para el caso latinoamericano. Díaz *et al.* (2012), a partir de una encuesta ad-hoc, analizan el retorno de las habilidades cognitivas y no cognitivas para Perú, y

---

<sup>1</sup> El programa Perry fue un experimento aleatorizado realizado en Ypsilanti, Michigan, con el fin de determinar el efecto de un programa de intervención temprana niños afro-americanos de 3-4 años de edad en situación desfavorecida socioeconómicamente. Finalizado el programa, luego de dos años, todos los participantes abandonaron el programa y entraron en la misma escuela pública.

<sup>2</sup> Ver Heckman *et al.* (2010)

<sup>3</sup> El Big Five Factor Model corresponde a Goldberg (1990) y será profundizado más adelante.

encuentran que ambos tipo de capacidades son valoradas por igual. Los autores emplean una estimación a través de Variables Instrumentales para aislar el potencial efecto de la endogeneidad.

Más cerca, el BID ha llevado a cabo encuestas en Argentina y Chile a los efectos de analizar la asociación entre los niveles educativos de la población y su desempeño en el mercado laboral, teniendo en cuenta el efecto de las habilidades cognitivas y las socioemocionales. Sin embargo, los autores advierten que “los resultados deben ser interpretados como correlaciones y no como el reflejo del efecto de las habilidades sobre los resultados en el mercado laboral” (Bassi, Busso, Urzúa, & Vargas, 2012, pág. 123).

Sus resultados confirman la importancia de la autoeficacia (entendida esta como la capacidad de desarrollarse y lograr sus objetivos) como variable altamente correlacionada con un mejor salario, ya que un desvío estándar se traduce un incremento de 10% en los salarios. No obstante, encuentran que las habilidades sociales, las capacidades cognitivas y las estrategias metacognitivas (capacidad de organización del individuo respecto a cómo lleva a cabo distintas tareas y desarrolla el pensamiento crítico) no son significativas desde el punto de vista estadístico. Según los autores, esto indicaría que estas habilidades no implican diferencias salariales entre individuos con un mismo nivel educativo.

Por otro lado, Calderón Cuevas (2012), analiza el impacto del desempeño académico (como indicador de habilidades cognitivas) y las habilidades socio-emocionales sobre el salario de jóvenes de entre 18 y 20 años egresados de la educación media superior de México. Al igual que en el caso peruano, el autor concluye que ambos tipos de habilidades impactan de modo similar -en términos de magnitud- sobre el salario de los recién egresados.

Un elemento crítico en este análisis radica en admitir que ambos tipos de habilidades son estables a lo largo del tiempo. En principio, dado que estas capacidades se adquieren en edades tempranas del ciclo de vida puede asumirse que persisten a lo largo del tiempo y ser determinantes en las trayectorias laborales (Heckman, Stixrud, & Urzua, 2006). Sin embargo la literatura no es concluyente en este sentido. Algunos autores postulan que las habilidades cognitivas son menos maleables que las no cognitivas cuando el individuo es adulto (Heckman & Kautz, 2012). Otros sugieren que las características de la personalidad, aunque no completamente fijas, son bastante estables en el tiempo entre los adultos (Cobb-Clark & Schurer, 2012). Finalmente, algunos consideran que las habilidades varían con la edad y cada característica lo hace de una manera distinta (Srivastava, John, Gosling, & Potter, 2003).

### 3 METODOLOGÍA

---

El presente trabajo estimará los retornos de las habilidades cognitivas y socio-emocionales para Colombia en base a una ampliación del modelo de Mincer. La ecuación tradicional adquiere la forma siguiente:

$$\ln w = \alpha_0 + \gamma_1 s + \gamma_2 \pi + \gamma_3 \pi^2 + X\beta + \epsilon \quad [1]$$

Donde  $\ln w$  es el logaritmo natural del salario,  $s$  son los años de escolaridad,  $\pi$  la experiencia y, por lo tanto,  $\gamma_1$ ,  $\gamma_2$  y  $\gamma_3$  son los retornos a la escolaridad y la experiencia, respectivamente. Por otro lado,  $X$  es un vector de variables control. Finalmente,  $E(\epsilon|s, \pi, X) = 0$  es decir, los residuos tienen media cero.

No obstante, y como ha sido mencionado previamente, la ecuación [1] presenta algunas deficiencias, muchas de las cuales fueron explicadas en el apartado anterior. Sin embargo, en el marco de nuestro análisis, la falencia más importante radica el sesgo potencial por variables omitidas.

Con el fin de sobrellevar estas problemáticas, incluiremos las habilidades cognitivas y socio-emocionales. Por lo tanto, los retornos dependerán tanto de los años de escolaridad como de las habilidades de cada individuo:

$$\ln w = \alpha_0 + \gamma_1 s + \gamma_2 \pi + \gamma_3 \pi^2 + \theta_C \phi + \theta_{NC} \psi + X\beta + \epsilon \quad [2]$$

Donde  $\phi$  son las habilidades cognitivas del individuo, mientras que  $\psi$  incorpora las distintas dimensiones de habilidades socio-emocionales. Luego,  $\theta_C$  y  $\theta_{NC}$  son los respectivos retornos.

A los efectos de testear empíricamente el modelo, se trabajó con una base de datos del Banco Mundial que contiene información sobre habilidades cognitivas y no-cognitivas para Colombia. A partir de esta información, en primer lugar se estimó un modelo de Mincer tradicional, tras lo cual se incorporaron las habilidades cognitivas y socioemocionales. Luego, se crearon dos índices, uno por cada tipo de habilidad, a partir del método de Componentes Principales, que agrupa las distintas dimensiones de cada una. Finalmente, si bien el *ability bias* generado por las variables omitidas se sobrellevaría con la inclusión de *proxies* de habilidad, aún persistiría la posibilidad de un problema de causalidad inversa derivado del hecho que la educación es una variable de elección. Con el objeto de contrarrestar esta potencial problemática se llevó a cabo una estimación por Variables Instrumentales.

### 3.1 DATOS

El presente trabajo utilizará la *Skills Towards Employability and Productivity* (STEP) del Banco Mundial, la cual consta de dos encuestas, una de hogares y otra a empleadores. La primera, base de nuestro análisis, recoge información tanto del hogar como de un individuo del mismo de entre 15 y 64 años de edad. Sobre este último se recaba información sobre el nivel educativo, situación e historial laboral, antecedentes familiares, salud y habilidades del mismo, además de preguntas sobre su forma de adquisición. Las encuestas se realizaron entre mayo y julio de 2012, y abarcan 2.617 casos. No obstante, solo se utilizarán 1.644 observaciones que comprenden aquellas personas en edad de trabajar, masculinos y femeninos, que actualmente se emplean y que obtienen ingresos positivos en el momento de la encuesta, para los cuales está disponible la información completa sobre trayectorias escolares.

Concretamente, la encuesta de hogares incluye, además de los módulos que recopilan información general, tres módulos exclusivos para medir diferentes tipos de habilidades: (i) una evaluación de la capacidad de lectura; (ii) una serie de preguntas orientadas a captar información sobre la aversión al riesgo, preferencias temporales, y los rasgos de personalidad y el comportamiento (bajo el modelo de las Big Five); y finalmente (iii) consultas sobre habilidades específicas que el encuestado posee o utiliza en su ámbito laboral.

La Tabla 1 presenta las variables utilizadas en el estudio, el significado de cada una, los valores promedios, mínimos, máximos y el desvío estándar de cada una.

**Tabla 1 – Variables y descripción de las mismas**

Variable	Desc	N	mean	sd	min	max
ln_earnings_h	Log natural de los ingresos	1644	8,19	0,96	0,24	12,33
gender	Dummy que toma valor 1 si es mujer	1644	0,50	0,50	0,00	1,00
age	Edad	1644	37,10	12,22	15,00	64,00
mother_educ	Máximo grado educativo alcanzado por la madre del individuo	1644	1,49	1,04	0,00	4,00
ses	Status socio-económico a los 15 años	1646	1,77	0,64	1,00	3,00
occupation	Tipo de ocupación	1644	5,74	2,36	1,00	9,00
wage_worker	Dummy que toma valor 1 si es asalariado	1644	0,55	0,50	0,00	1,00
tenure	Experiencia medida como meses en la ocupación actual	1644	68,45	89,57	0,00	588,00
tenure_squared	Experiencia al cuadrado	1644	12.703	30.238	0	345.744
years_educ	Años de educación	1644	10,23	3,88	0,00	20,00
voc_timing	Ratio respuestas correctas por tiempo en el test de vocabulario	1624	0,04	0,02	0,00	0,13
sent_timing	Ratio respuestas correctas por tiempo en el test de procesamiento de oraciones	1624	0,05	0,02	0,00	0,24
pass_timing_all	Ratio respuestas correctas por tiempo en el test de comprensión lectora	1623	0,04	0,02	0,00	0,15
extraversion_av	Score en Extroversión	1644	3,02	0,66	1,00	4,00
conscientiousness_av	Score en Responsabilidad	1644	3,36	0,50	1,67	4,00
openness_av	Score en Apertura	1644	3,20	0,53	1,00	4,00
stability_av	Score en Estabilidad	1644	2,56	0,73	1,00	4,00
agreeableness_av	Score en Amabilidad	1644	3,18	0,58	1,33	4,00
grit_av	Score en Determinación	1644	3,00	0,59	1,00	4,00
decision_av	Score en Toma de decisiones	1644	3,09	0,60	1,25	4,00
hostile_av	Score en Hostilidad	1644	1,73	0,61	1,00	4,00

Asimismo, vale mencionar que las categorías ocupacionales siguen la *International Standard Classification of Occupations* (ISCO). ISCO clasifica las ocupaciones en los siguientes grupos: (0) Personal Militar, (1) Managers, (2) Profesionales, (3) Técnicos y profesionales asociados, (4) Clero, (5) Trabajadores de servicios y ventas, (6) Trabajadores cualificados del sector agrícola, forestales y pesqueros, (7) Trabajadores de la construcción, artesanos y comerciantes, (8) Operadores de plantas y máquinas, y (9) Ocupaciones elementales. Por otro lado, la experiencia la captamos a través de la variable *tenure*, la cual mide la cantidad de meses en la ocupación actual.<sup>4 5</sup>

<sup>4</sup> A los efectos del análisis se omitió el personal militar. En el Anexo II se puede observar el impacto de cada categoría ocupacional. Al nivel de Manager le corresponde “doccupation\_2” y así sucesivamente. En las estimaciones se omitió la “doccupation\_9” correspondiente a las Ocupaciones elementales.

<sup>5</sup> Inicialmente se trabajó con la noción de experiencia potencial, es decir, la diferencia entre la edad actual del individuo y la edad aproximada de finalización de sus estudios, pero esta no exhibió ningún poder explicativo.

## 3.2 HABILIDADES COGNITIVAS

La medición de las habilidades cognitivas se llevó a cabo mediante una evaluación de lectura desarrollada por el *Educational Testing Service* (ETS). Vale destacar que el examen ha sido desarrollado específicamente para su uso en el contexto de los países en desarrollo.<sup>6</sup>

Esta evaluación consta de dos partes: una Evaluación General (*General Booklet*) y una de Ejercicios (*Exercise Booklet*). La primera de ellas incluye una sección de Componentes de Lectura (*Reading Components*) y una Evaluación Básica de Alfabetización (*Core Literacy Assessment*). Esta última consta de ocho preguntas básicas de lectura. Aquellas personas que no pueden responder tres de las ocho preguntas, no continúan con la segunda parte de la evaluación, razón por la cual no se cuenta con información sobre el desempeño en el *Exercise Booklet* de todas las observaciones.

Sin embargo, la sección de Componentes de Lectura es administrada a todos los individuos y evalúa tres elementos: vocabulario, procesamiento de oraciones y comprensión lectora. Cada una de estas secciones comprende una serie de preguntas. A los efectos de nuestro análisis, se considerará el número de respuestas correctas para cada sección en relación al tiempo que le llevó a cada individuo responderlas.

Al respecto, vale señalar que no se observan diferencias de género pero sí de edad lo que atentaría contra el supuesto de estabilidad de las habilidades: las distintas medidas de habilidades cognitivas decrecen con el paso del tiempo. No obstante, la incorporación de la edad entre las variables control permite mitigar este efecto. Este análisis descriptivo puede hallarse en la Tabla 9 y Gráfico 2 del Anexo I.

Otro aspecto relevante es la elevada correlación exhibida por las diferentes *proxies* de habilidades cognitivas. Se observan coeficientes de correlación superiores a 0,7. Esto último podría brindar argumentos para la utilización de un índice agregado que agrupe a estas habilidades, aspecto que retomaremos más adelante. Por otro lado, también es importante el grado de correlación con los años de educación formal (Tabla 10 del Anexo I).

---

<sup>6</sup> La realización de una evaluación de lectura responde, en primer lugar, a que es menos dependiente de la educación formal, respecto de la matemática, por ejemplo. En segundo lugar, la competencia lectora es la base que permite desarrollar todo un conjunto de habilidades de mayor complejidad.

Finalmente, el Gráfico 1 del mencionado Anexo refleja la relación lineal entre cada uno de los tipos de habilidades cognitivas con el logaritmo del salario. A priori, no se observa una relación robusta entre ambos elementos.

### 3.3 HABILIDADES SOCIO-EMOCIONALES Y EL MODELO DE LAS BIG FIVE

Los rasgos de personalidad se definen como patrones de pensar, sentir y comportarse que son relativamente estables a través del tiempo y las situaciones. El campo de la psicología ha desarrollado varias clasificaciones de las dimensiones de la personalidad y el carácter de los individuos. Una de las más extendidas, basadas en los trabajos de Goldberg (1990) y otros autores anteriores, es el modelo de las *Big Five Personality Traits* o Modelo de los Cinco Factores de la Personalidad (en adelante, nos referiremos indistintamente como *Big Five* o Modelo de los Cinco Factores).<sup>7</sup> No obstante, STEP incorpora tres dimensiones adicionales que han exhibido algún poder predictivo para diferentes *outcomes* (Pierre, Puerta, Valerio, & Rajadel, 2014). A continuación, se describe brevemente el significado de cada uno:

- Extroversión: abarca la sociabilidad y el dominio en situaciones sociales.
- Apertura: se refiere a la capacidad creativa y curiosidad intelectual.
- Estabilidad: capacidad de controlar emociones positivas y negativas.
- Amabilidad: contempla aspectos interpersonales como la solidaridad o el altruismo.
- Responsabilidad: propensión a seguir las normas, capacidad de planificación y organización.
- Hostilidad: tendencia a interpretar los comportamientos de los demás con intenciones hostiles, incluso cuando el comportamiento es ambiguo o benigno.
- Toma de decisiones: habilidad para identificar y elegir alternativas en base a las preferencias del decisor.
- Determinación: perseverancia en la prosecución de objetivos a largo plazo

Uno de los módulos de STEP se encuentra dedicado íntegramente a intentar captar las dimensiones de la personalidad y el comportamiento. El mismo consiste en un conjunto de preguntas que indagan sobre el desenvolvimiento de los individuos ante diferentes situaciones en las que deben asignar puntuaciones de 1 a 4. Para aquellas preguntas orientadas a capturar aspectos positivos, por ejemplo, se le asigna una puntuación de 4 refiriéndose a "casi siempre", 3 para "la mayor parte del tiempo", 2 para "algunas veces", y 1 para "casi nunca". Por el contrario, para preguntas con una orientación

---

<sup>7</sup> Para una descripción de la evolución teórica en el análisis de la personalidad ver Heckman (2011) o el mismo trabajo de Goldberg.

negativa (por ejemplo "¿le gusta mantener sus opiniones para sí mismo?" referida a la dimensión extroversión) se le asigna una puntuación de 4 para "casi nunca" y así sucesivamente. Una vez recopilada la información, la misma se combinó en un único indicador. En este caso, se utilizó un promedio simple que sintetizara el score de cada respuesta referida a cada dominio.

Al igual que en el caso de las habilidades cognitivas, no se observan diferencias de género pero el factor etario sí afecta a cada una de las habilidades socio-emocionales contempladas (Tabla 9 y Gráfico 4 del Anexo I). Mientras que algunas como extroversión, apertura, estabilidad y la determinación tienden a estabilizarse con el tiempo, la responsabilidad y la capacidad de toma de decisiones alcanza un máximo entre los 40 y 50 años, para luego comenzar a decaer. Llamativamente, tanto la hostilidad como la amabilidad crecen con la edad. Nuevamente, la inclusión de la variable edad entre los controles captaría este efecto diferencial.

Las distintas habilidades socio-emocionales exhiben un grado de correlación leve entre ellas, con los años de educación y con nuestra variable dependiente (Tabla 10 del Anexo I). Esto último puede observarse en el Gráfico 3 del Anexo I que expone la relación lineal ponderada entre el logaritmo de los salarios y cada uno de los indicadores de habilidades no cognitivas.

## 4 RESULTADOS

---

Inicialmente se realizó una estimación con un modelo de Mincer tradicional incorporando algunos controles adicionales. Luego, a los efectos de sortear el *ability bias*, incorporamos las *proxies* de los diversos tipos de habilidad, lo que se denominará a continuación como Mincer ampliado. En vistas de que la literatura psicométrica muestra que las diferentes dimensiones de la capacidad intelectual no son ortogonales entre sí, y existe un alto grado de correlación entre las mismas (primordialmente entre las cognitivas), se elaboró un índice agregado de estos últimos. Lo mismo fue replicado para las habilidades socio-emocionales. Finalmente, si bien estaría solucionado el problema del sesgo por variables omitidas, dado que la escolarización es una variable de elección, podría existir un problema de causalidad inversa, para lo cual se implementó una estimación en base al método de Variables Instrumentales.

### 4.1 MODELO DE MINCER AMPLIADO

La Tabla 2 presenta cuatro modelos que tienen como base la ecuación clásica de Mincer. Las estimaciones con todos los controles se presentan en la Tabla 12 del Anexo II. En ninguna de ellas se vislumbran posibles problemas de heterocedasticidad ni colinealidad. Asimismo, se ha testeado la especificación de las diversas estimaciones mediante un test de Ramsey, el cual no ha brindado indicios de un potencial problema de variables omitidas, aun en los casos en que no se incorporaron las *proxies* de habilidad, lo que atentaría contra la hipótesis antes planteada.

El primer modelo (mod1) es un modelo de Mincer clásico en el cual se relaciona salarios y años de educación. Los sucesivos modelos incorporan los indicadores de habilidades cognitivas (mod2), no cognitivas (mod3) y finalmente (mod4) todos de manera conjunta. Al analizar los resultados, se observa claramente que en todas las estimaciones la educación y la experiencia laboral (tanto el coeficiente lineal como el cuadrático) son estadísticamente significativas y presentan los signos previstos. Asimismo, los coeficientes son consistentes en las diversas estimaciones. En particular, un año adicional de educación estaría vinculado a un incremento del 5% en los retornos salariales. Por otro lado, un mes adicional de experiencia incrementa el salario pero lo hace de manera decreciente.

Por otro lado, tanto en estas estimaciones como las que incorporan las medidas agregadas, se observan diferenciales de género. Según estas estimaciones las mujeres perciben un salario 16% inferior a los hombres. Asimismo, el tipo de ocupación también ha exhibido un alto grado de significatividad y

coherente con los esperado. Los managers (doccupation\_2) ganarían un 75% más que los trabajadores de Ocupaciones elementales.

En relación a las habilidades cognitivas, si bien el procesamiento de oraciones y la comprensión lectora presentan los signos esperados, resulta llamativo el coeficiente negativo referido al vocabulario. A pesar de lo anterior, ninguno resulta estadísticamente diferente de cero.

Por el lado de las no cognitivas, la apertura ha sido la única habilidad que se ha mostrado estadísticamente significativa al 10% y con un impacto considerable. En vistas de que se trata de promedios de *scores* referidos a preguntas puntuales, su interpretación en términos de impacto sobre el retorno salarial, si bien positivo, es difícil de establecer.

Otro aspecto a destacar se deriva del hecho de que al incorporar las no cognitivas, el coeficiente referido a los años de educación crece. Si bien en este caso el incremental es leve, luego veremos que en el caso de las estimaciones con Variables Instrumentales el efecto puede ser considerable.

**Tabla 2 – Estimaciones en MCO con dimensiones individuales de habilidades**

Variable	mod1		mod2		mod3		mod4	
years_educ	0,052	***	0,048	***	0,052	***	0,051	***
	<i>0,010</i>		<i>0,011</i>		<i>0,010</i>		<i>0,012</i>	
tenure	0,003	***	0,003	***	0,003	***	0,003	***
	<i>0,001</i>		<i>0,001</i>		<i>0,001</i>		<i>0,001</i>	
tenure_squared	-8,89E-06	***	-8,45E-06	***	-8,56E-06	***	-8,12E-06	***
	<i>2,63E-06</i>		<i>2,63E-06</i>		<i>2,58E-06</i>		<i>2,58E-06</i>	
voc_timing			-1,396				-1,744	
			<i>2,800</i>				<i>2,829</i>	
sent_timing			0,541				0,650	
			<i>2,096</i>				<i>2,131</i>	
pass_timing_all			1,657				1,161	
			<i>2,981</i>				<i>3,021</i>	
extraversion_av					0,028		0,024	
					<i>0,047</i>		<i>0,047</i>	
conscientiousness_av					-0,034		-0,031	
					<i>0,062</i>		<i>0,063</i>	
openness_av					0,111	***	0,105	*
					<i>0,055</i>		<i>0,055</i>	
stability_av					-0,053		-0,050	
					<i>0,045</i>		<i>0,045</i>	
agreeableness_av					0,021		0,020	
					<i>0,051</i>		<i>0,051</i>	

grit_av	-0,064 0,056	-0,068 0,056
decision_av	-0,061 0,054	-0,064 0,055
hostile_av	-0,061 0,052	-0,060 0,053

Nota: \* p<.1; \*\*p<.05; \*\*\*p<.01. Los errores estándar se presentan debajo de cada coeficiente

## 4.2 MODELO DE MINCER CON MEDIDAS AGREGADAS DE HABILIDADES

A pesar de lo anterior, el vínculo entre las habilidades y los retornos salariales no tienen por qué seguir una relación lineal e inequívoca. Dada la estrecha interacción que existe entre los diversos tipos de habilidad, no sería posible aislar totalmente los efectos de la misma. De hecho, literatura psicométrica muestra que las diferentes dimensiones de la habilidad intelectual no son ortogonales entre sí (Díaz, Arias, & Tudela, 2012)

El alto grado de correlación que exhiben la educación y las habilidades cognitivas implica que no es posible separar el impacto sobre los ingresos sin hacer suposiciones arbitrarias acerca de la forma funcional de la relación entre salarios, educación y habilidad (Cawley, Heckman, & Vytlačil, 2001). Por otro lado, Herrnstein & Murray (1994) argumentan que una sola medida de la capacidad cognitiva, la inteligencia general o factor “g”, es suficiente para predecir los resultados.

En línea con lo anterior, se elaboró un indicador agregado de habilidades cognitivas en base al método de Componentes Principales. Siguiendo el criterio de Kaiser, solo se retuvo aquellos Factores con Eigenvalues iguales o mayores a 1, por lo que en este caso se obtuvo un único factor (PC\_Cogn) que recoge el 83% de la variabilidad de los indicadores de las habilidades cognitivas. La Tabla 3 expone las cargas de las variables en el factor.

**Tabla 3 – Cargas de indicador agregado de habilidades Cognitivas (PC\_Cogn)**

Variable	Factor1	Uniqueness
voc_timing	0,8834	0,2196
sent_timing	0,9289	0,1372
pass_timing_all	0,9165	0,16

De manera similar, y si bien el grado de correlación no es tan elevado, la dificultad para aislar el efecto de cada dimensión no-cognitiva, maximizar la información disponible y reducir el número de variables dependientes, se implementó una estrategia similar con las habilidades socio-emocionales.

En este caso se extrajeron 3 factores (PC\_NonCogn1, PC\_NonCogn2, PC\_NonCogn3) que explican el 50% de la variabilidad. Las cargas de las variables en cada factor se presentan en la Tabla 4.

**Tabla 4 - Cargas de los indicadores agregados de habilidades No Cognitivas (PC\_NonCogn)**

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Uniqueness
extraversion_av	0,3917	-0,2574	0,6637	0,3398
conscientiousness_av	0,5180	0,0080	-0,3951	0,5755
openness_av	0,6449	-0,0318	0,1980	0,5439
stability_av	0,1748	-0,7955	0,0737	0,3311
agreeableness_av	0,5740	0,1020	0,0740	0,6546
grit_av	0,5000	0,2139	-0,3554	0,5779
decision_av	0,5961	0,2651	-0,0074	0,5743
hostile_av	-0,1106	0,6083	0,5087	0,359

En vistas de lo anterior, y con el objeto de elaborar un único indicador de habilidades no cognitivas, se construyó un índice agregado que sintetiza los 3 factores en forma ponderada. El mismo adopta la forma de la ecuación [3].<sup>8</sup>

$$\text{Index\_NonCogn}_i = \frac{\text{PC\_NonCogn1}_i \rho_1 + \text{PC\_NonCogn2}_i \rho_2 + \text{PC\_NonCogn3}_i \rho_3}{\rho_1 + \rho_2 + \rho_3} \quad [3]$$

Donde  $\rho_i$  representa los eigenvalues correspondientes a cada Factor, los cuales se pueden observar en la Tabla 5.

**Tabla 5 – Eigenvalues críticos correspondientes a cada Factor de habilidades No Cognitivas**

Factor	Eigenvalue	Difference	Proportion	Cumulative
Factor1	1,815	0,619	0,227	0,227
Factor2	1,197	0,165	0,150	0,377
Factor3	1,032	0,114	0,129	0,506
Factor4	0,918	0,087	0,115	0,620
Factor5	0,831	0,027	0,104	0,724
Factor6	0,804	0,031	0,101	0,825
Factor7	0,773	0,145	0,097	0,921
Factor8	0,629	.	0,079	1,000

A partir de los indicadores agregados de habilidades, se llevaron a cabo nuevas estimaciones por MCO siguiendo la misma secuencia: en primer lugar se incorporó el indicador agregado de habilidades cognitivas (mod5), luego los de no cognitivas (mod6 y mod7) y finalmente en forma

<sup>8</sup> Esta metodología es habitual en la elaboración de Índices de Calidad de Vida basados en Componentes Principales. Ver Rahman, Mittelhammer, & Wandscheider (2005)

conjunta (mod8 y mod9), estas últimas dos se llevaron a cabo, tanto con los 3 factores como con el índice agregado

Las estimaciones se presentadas en la Tabla 6 muestran nuevamente que el retorno de la educación se mantiene en torno al 5% por cada año adicional de escolaridad. Del mismo modo, la experiencia es estadísticamente significativa y la magnitud de los coeficientes permanece en línea con las primeras estimaciones.

El indicador agregado de habilidades cognitivas presenta signo negativo en las diversas estimaciones, lo que no se correspondería con lo esperado teóricamente. Del mismo modo, los Factores 1 y 3 de habilidades socio-emocionales también impactarían negativamente sobre el retorno salarial, pero no así el Factor 2 y el índice agregado. No obstante lo anterior, ninguno de los indicadores agregados exhibió significatividad estadística.

**Tabla 6 – Estimaciones en MCO con indicadores agregados de habilidad**

Variable	mod5		mod6		mod7		mod8		mod9	
years_educ	0,049	***	0,052	***	0,052	***	0,049	***	0,049	***
	<i>0,011</i>		<i>0,010</i>		<i>0,010</i>		<i>0,012</i>		<i>0,012</i>	
tenure	0,003	***	0,003	***	0,003	***	0,003	***	0,003	***
	<i>0,001</i>		<i>0,001</i>		<i>0,001</i>		<i>0,001</i>		<i>0,001</i>	
tenure_squared	-8,43E-06	***	-8,86E-06	***	-8,89E-06	***	-8,38E-06	***	-8,43E-06	***
	<i>2,63E-06</i>		<i>2,63E-06</i>		<i>2,63E-06</i>		<i>2,63E-06</i>		<i>2,63E-06</i>	
PC_Cogn	0,017						0,015		0,017	
	<i>0,036</i>						<i>0,036</i>		<i>0,036</i>	
PC_NonCogn1			-0,015				-0,018			
			<i>0,033</i>				<i>0,033</i>			
PC_NonCogn2			0,023				0,020			
			<i>0,032</i>				<i>0,033</i>			
PC_NonCogn3			0,004				0,007			
			<i>0,032</i>				<i>0,032</i>			
Index_NonCogn					0,003				-0,002	
					<i>0,061</i>				<i>0,062</i>	

Nota: \* p<.1; \*\*p<.05; \*\*\*p<.01. Los errores estándar se presentan debajo de cada coeficiente

La utilización de indicadores agregados tiene pros y contras. Por un lado, como vimos previamente, estaría justificado desde el punto de vista teórico a partir de la interacción entre las diferentes dimensiones de habilidad (no ortogonalidad de las mismas). Además, en el caso de las cognitivas exhiben un alto grado de correlación, lo que hace que el método de Componentes Principales resulte idóneo. No obstante, no ocurre lo mismo con las no cognitivas. Asimismo, la agregación podría

generar una pérdida de variabilidad en los regresores que desmejore la estimación. Esta podría ser una de las causas de la escasa significatividad estadística de estos indicadores.

### 4.3 MODELO DE MINCER CON VARIABLES INSTRUMENTALES

Se dice existe un problema de endogeneidad si dos o más variables explicativas  $x_i$  se determinan conjuntamente en el modelo, lo que generará que las explicativas se correlacionen con los errores  $\varepsilon$ . Esto derriba el supuesto de  $E[\varepsilon | x] = 0$  del MCO, necesario para obtener estimadores consistentes.

Ahora bien, la endogeneidad puede ser causada por varios factores. Uno de los más habituales es el problema de variables omitidas, en el que, tanto las explicativas como la dependiente, se ven afectados por una variable latente. En este caso, el término de error recoge todos los demás factores que afectan a la independiente. Al existir un elemento que se correlaciona con una de las variables explicativas y se ha omitido, esa información es captada por el error. Por lo tanto, error y variable independiente se correlacionan.

En nuestro caso particular, este problema quedaría resuelto al incorporar las *proxies* de habilidad expuestas previamente. Si estos indicadores son medidas aceptables de la variable latente, entonces estarían capturando este efecto y no se irían al error. Según lo propuesto por Heckman, Stixrud, y Urzua (2006), un modelo general que analice los efectos de las habilidades y educación sobre los ingresos debe contemplar las habilidades no observadas o latentes. Las habilidades, tanto cognitivas como no cognitivas, determinan la trayectoria escolar (duración y performance). Por otro lado, la escuela y la familia impactan sobre las habilidades de los individuos. Finalmente, la habilidad y la escolaridad afecta los ingresos. Por lo tanto, al añadir *proxies* de habilidad y educación en una estimación de MCO es imposible distinguir si los mayores salarios se deben a la habilidad, la educación, o a la mayor habilidad causada por años adicionales de escolaridad.

Es decir, la inclusión de los años de escolaridad y los *scores* de habilidad en la misma especificación, si bien permitiría sortear el *ability bias* causado por el problema de variables omitidas, la educación, al ser una variable de elección, puede presentar un problema de endogeneidad generado por la causalidad inversa.

La solución habitual en *cross-section* es la utilización de métodos de Variables Instrumentales (IV). Este método incorpora una variable  $z_i$  adicional que actúa como instrumento de  $x_i$ , con lo cual  $x_i$  se ingresa en el modelo pero a través del instrumento. Se puede demostrar que en ausencia de heterocedasticidad y autocorrelación, IV genera estimadores eficientes.

Sin embargo, la utilización de IV presenta varios desafíos. En primer lugar, puede ser difícil encontrar instrumentos válidos. Muchas variables que tienen un efecto sobre las variables endógenas incluidas también tienen un efecto directo sobre la variable dependiente. Asimismo, en presencia de instrumentos débiles (débilmente correlacionados con la endógena) la pérdida de eficiencia sería considerable y el IV no implicaría mejoras respecto al MCO. En segundo lugar, los estimadores IV son por naturaleza sesgada y su performance en muestras finitas suele ser pobre. A partir de lo anterior, aunque bien puede haber razones para sospechar de la no ortogonalidad entre regresores y errores, la utilización de IV debe balancearse con la inevitable pérdida de eficiencia respecto a MCO. Por lo tanto, es muy útil disponer de una prueba de si MCO es inconsistente y se requiere IV (Baum, Schaffer, & Stillman, 2003).

En base a lo anterior, se han estimado ecuaciones de Mincer mediante IV utilizando el método de Mínimos Cuadrados en 2 Etapas (MC2E). En la primera etapa se busca aislar la dependencia entre habilidades y escolaridad. Para ello se estima una regresión por MCO bajo la siguiente especificación:

$$s = v_0 + Zv + X\beta + \mu \quad [4]$$

Donde la dependiente son los años de escolaridad, Z es un vector de variables instrumentales,  $v$  el vector de coeficientes correspondientes y se incorporan los mismos controles que en la ecuación [1].

En la segunda etapa, se introduce la estimación de escolaridad  $\hat{s}$  en la ecuación de Mincer original, de modo tal que la ecuación [2] queda del siguiente modo:

$$\ln w = \alpha_0 + \gamma_1 \hat{s} + \gamma_2 \pi + \gamma_3 \pi^2 + \theta_C \phi + \theta_{NC} \psi + X\beta + \epsilon \quad [5]$$

Como se ha comentado previamente, la selección de "buenos instrumentos" es crítica. Concretamente, un buen instrumento debe ser relevante y válido, es decir, debe estar correlacionado con los regresores endógenos y, al mismo tiempo, ortogonal a los errores. En este sentido, se llevaron a cabo estimaciones con diversos instrumentos propuestos por la literatura: trimestre de nacimiento (Angrist & Krueger, 1990), la ubicación de la escuela a la que asistían (Card, 1993), altura y peso (Schultz, 2002). Finalmente, no exento de críticas, se utilizaron como instrumentos el nivel educativo de la madre y el status socio-económico del sujeto a los 15 años. Solo estos instrumentos superaron los criterios estándar de relevancia y validez.<sup>9</sup>

---

<sup>9</sup> Para una revisión de los instrumentos utilizados en la literatura ver Card (1999) y Heckman, Lochner y Todd (2006)

La educación de los padres se ha analizado como determinante de las elecciones de las trayectorias escolares en Willis y Rosen (1978). Si bien se han mostrado como buenos predictores, como señalan Heckman, Lochner y Todd (2006), la posibilidad de que el *background* familiar también incida sobre las habilidades de los individuos puede ser problemático, por lo que resulta indispensable controlar por estos factores.

Por otro lado, el status socio-económico a los 15 años daría cuenta de los recursos disponibles en el hogar para acceder a mayores años de educación. En principio, el status socio-económico a los 15 podría relacionarse con las habilidades y con los salarios. El mecanismo de transmisión sería un mejor entorno de aprendizaje o conexiones familiares que faciliten el ingreso al mercado laboral. Más allá de esto, como puede observarse en la Tabla 11 del Anexo I, en ningún caso el coeficiente de correlación supera el 0,2. En el caso del nivel educativo de la madre existe un grado de correlación de 0,3 con las cognitivas lo que tampoco es considerado crítico.

El status socio-económico se mide a través de una variable categórica que toma 3 valores y refleja si el status era bajo (*dses\_1*), medio (*dses\_2*) o alto (*dses\_3*). Igualmente, el nivel educativo de la madre toma 4 valores referidos a la *International Standard Classification of Education* (ISCED) ya que solo se contempla aquellas observaciones de las cuales se posee esta información, por lo tanto las categorías son las siguientes: ISCED0 de educación pre-escolar o primaria incompleta (*dmothereduc\_1*), ISCED1 de educación primaria completa (*dmothereduc\_2*), ISCED2 y ISCED3 referidos a educación secundaria (*dmothereduc\_3*), ISCED4 y superiores referente a niveles post-secundarios (*dmothereduc\_4*).<sup>10</sup> La Tabla 1 exhibe la estadística descriptiva de ambas variables.

A continuación se presentan los resultados de las estimaciones por IV. Sin embargo, antes de avanzar, vale mencionar que se aplicaron correcciones a las estimaciones para generar errores estándar robustos. Como indica Baum *et al.* (2003) un problema habitual en el trabajo empírico es la presencia de heterocedastidad. Efectivamente, al realizar las primeras pruebas con IV se observó que los errores no eran homocedásticos. En tal caso, las estimaciones IV con MC2E generan errores estándar inconsistentes. Estos problemas se pueden abordar parcialmente a través de la utilización de errores estándar robustos.

Los resultados de la primera etapa pueden observarse en la Tabla 7. Allí se puede notar que los instrumentos son significativos estadísticamente y presentan los signos esperados. Las *dummies* del

---

<sup>10</sup> La variable referida al nivel educativo de la madre contempla una categoría de no respuesta la cual fue omitida.

status socioeconómico tienen un gran poder explicativo y la relación entre los coeficientes es la prevista: el hecho de pertenecer a un status superior incrementa la escolaridad. En el mismo sentido y en magnitudes considerables afecta el nivel educativo de la madre.

**Tabla 7 – Estimación por IV: Primera etapa**

Variable	mod10		mod11		mod12		mod13	
dses_2	1,334	***	1,070	***	1,288	***	0,985	***
dses_3	2,015	***	1,927	***	1,984	***	1,805	***
dmothereeduc_2	2,818	***	2,292	***	2,547	***	2,057	***
dmothereeduc_3	3,691	***	2,714	***	3,382	***	2,449	***
dmothereeduc_4	4,481	***	3,421	***	4,090	***	3,099	***
Shea Partial R2	0,189		0,145		0,170		0,125	
F	39,16		26,92		34,47		24,84	
Underidentification tests <sup>(1)</sup>								
Kleibergen-Paap rk LM statistic	88,930		66,740		88,780		72,230	
Kleibergen-Paap rk Wald statistic	198,21		136,52		175,42		72,23	
Weak identification test <sup>(2)</sup>								
Kleibergen-Paap Wald rk F statistic	39,16		26,92		34,47		24,84	

Notas

(1) Ho: matrix of reduced form coefficients has rank=K1-1 (underidentified)

(2) Ho: equation is weakly identified

\* p<.1; \*\*p<.05; \*\*\*p<.01

En relación a la validez de los instrumentos, el hecho de que el R2 parcial (Shea Partial R2) exhiba valores aceptables en todas las especificaciones y que el estadístico F siempre resulta superior a 10, brindarían indicios suficientes de que los instrumentos son relevantes. En línea con lo anterior, el estadístico de Wald de debilidad de instrumentos (Kleibergen-Paap) sugiere que no existen indicios de correlación débil entre la escolaridad y los instrumentos.

Finalmente, los resultados de las estimaciones *mincerianas* mediante IV se presentan en la Tabla 8. Nuevamente, se siguió el mismo esquema, en primer lugar se expone la ecuación básica sin contemplar las habilidades (mod10), luego se añaden las habilidades cognitivas (mod11), en la siguiente columna las no cognitivas (mod12) y finalmente todas en forma conjunta (mod13). No se presentan las estimaciones con las medidas agregadas en vistas de que ninguna exhibió significatividad estadística. La Tabla 13 del Anexo II presenta las estimaciones completas.

En primer lugar debe destacarse que el retorno de la educación es significativo y muy superior al coeficiente estimados por MCO -más del doble en todos los casos- situándose en un 10% por cada año adicional de escolarización, una magnitud que se encuentra en línea con lo hallado para los países

desarrollados. Más importante aún es que, al igual que en las estimaciones previas, este no se reduce al añadir los indicadores de habilidad.

En un contexto de variables omitidas, dado que la educación capta parcialmente el efecto de la habilidad, el coeficiente se encontraría sobreestimado. En este sentido, si se implementara IV para sortear el *ability bias*, se esperaría que el retorno de la escolarización estimado fuera inferior al obtenido por MCO. Sin embargo, en nuestra especificación, captamos el efecto de la habilidad a través de nuestras *proxies*, y la implementación de IV se justifica, ya no por un posible problema de variables omitidas sino por la potencial causalidad inversa. A pesar de ello, al aislar correctamente el efecto, tanto de la habilidad como de la educación, y bajo el supuesto de que los más hábiles tienen mayor escolarización, también sería esperable que el coeficiente estimado por IV fuera inferior.

No obstante lo anterior, lejos de ser un resultado paradójico, se encuentra en línea con lo hallado en la literatura (Griliches, 1977). En este sentido, Card (1999) postula que en presencia de errores de medición y si los instrumentos se encuentran correlacionados a la habilidad, los estimadores de IV serán superiores a los de MCO. Los errores de medición en la educación sesgarían el coeficiente hacia abajo y este se vería corregido con la implementación de IV.

Una explicación alternativa se basa en la existencia de habilidades heterogéneas y reconsidera el hecho de que los “más habilidosos” tengan una mayor propensión a trayectorias escolares más extensas. Heckman *et al.* (2006) argumentan que esta relación ya no es tan obvia y con un modelo de Roy (habilidades y retornos heterogéneos) demuestran que los más habilidosos no necesariamente asisten a las ciclos de educación superiores.

En segundo lugar, la experiencia laboral, al igual que en las estimaciones por MCO, continúan siendo significativas y con valores similares a lo hallado anteriormente. Nuevamente, vemos que, de acuerdo con lo previsto en la teoría, la experiencia impacta positivamente sobre el nivel de ingresos de los individuos pero a tasa decreciente.

En tercer lugar, las habilidades cognitivas no exhiben ningún poder predictivo en nuestras estimaciones. Una hipótesis es que todo el efecto es capturado por la educación. En la primera etapa de las estimaciones, todas las dimensiones de habilidades cognitivas fueron las variables que mayor impacto presentaron sobre los años de educación. Esto indicaría que este tipo de habilidades resultan cruciales en la determinación de las trayectorias escolares pero no sobre los ingresos laborales. Si esto fuera así, quizás podrían añadirse dentro del vector de instrumentos excluidos y luego no contemplarse en la segunda etapa. No obstante lo anterior, aun así persistiría un posible problema de

endogeneidad, ya que las habilidades cognitivas incidirían sobre la educación, y luego esto afectaría a las mismas habilidades.<sup>11</sup>

Entre las habilidades no cognitivas, la dimensión Apertura presenta el mayor impacto sobre los ingresos y resulta significativa al 1%. Tal como se afirmó anteriormente, la interpretación es un tanto ambigua, pero en lo que hace al indicador, un incremento en un punto en el *score* promedio estaría asociado a un crecimiento de casi un 20% del retorno salarial. No obstante, llamativamente la Determinación presenta coeficientes negativos. Esta dimensión exhibe un retorno negativo cercano al 10% sobre los ingresos. Una posible explicación, además de la limitación en los datos y en las *proxies* generadas, podría hallarse en el sesgo personal a sobre o subestimar algunas respuestas. Esto se debería a que los individuos tienden a responder no tanto en función de cómo se comportan realmente sino por cómo desean ser reconocidos. De hecho, las dimensiones positivas de la personalidad exhiben promedios relativamente elevados, mientras que la hostilidad expone un promedio llamativamente bajo.<sup>12</sup>

**Tabla 8 - Estimaciones en IV con dimensiones individuales de habilidades**

Variable	mod10		mod11		mod12		mod13	
years_educ	0,097	***	0,099	***	0,105	***	0,113	***
	0,024		0,030		0,024		0,032	
tenure	0,003	**	0,003	**	0,003	**	0,003	**
	0,001		0,001		0,001		0,001	
tenure_squared	-8,45E-06	***	-8,18E-06	***	-7,86E-06	***	-7,52E-06	***
	2,78E-06		2,76E-06		2,70E-06		2,70E-06	
voc_timing			-2,908				-3,876	
			2,964				3,002	
sent_timing			-1,239				-1,361	
			2,236				2,281	
pass_timing_all			0,768				-0,149	
			3,148				3,221	
extraversion_av					0,032		0,031	
					0,048		0,048	
conscientiousness_av					-0,031		-0,013	
					0,059		0,060	
openness_av					0,184	***	0,195	***
					0,061		0,061	

<sup>11</sup> Se llevaron a cabo algunas regresiones en este sentido, y si bien existen pruebas de que serían instrumentos válidos, al testear la endogeneidad surgían indicios de que la escolaridad debía ser tratada como exógena, con lo cual la utilización de MCO resultaría más idóneo.

<sup>12</sup> Se llevaron a cabo estimaciones con los valores estandarizados pero los resultados no se modificaron significativamente.

stability_av			-0,077 0,048	-0,078 0,048
agreeableness_av			-0,046 0,053	-0,048 0,054
grit_av			-0,096 * 0,058	-0,117 ** 0,058
decision_av			-0,060 0,057	-0,064 0,056
hostile_av			-0,020 0,058	-0,021 0,059
Hansen J statistic <sup>(1)</sup>	0,570	0,414	0,597	0,404
Endogeneity test of endogenous regressors <sup>(1)</sup>	0,065	0,140	0,043	0,088

Notas

(1) Se presentan los p-values

\* p<.1; \*\*p<.05; \*\*\*p<.01

Anteriormente hemos comentado las bondades y problemáticas que plantea la utilización de IV. Por lo tanto, a los efectos de evaluar la idoneidad de la utilización de esta metodología se analizó si la escolarización en particular debe ser tratada como endógena. Con este objetivo, se computa el estadístico J de Hansen (también denominado test de Sargan). Vemos que en ningún caso podemos rechazar la hipótesis nula de restricción de sobre-identificación. Un rechazo de la misma indicaría que los instrumentos no satisfacen la condición de ortogonalidad.

Por otra parte, el test de endogeneidad es una prueba equivalente a Hausman en la que se comparan los regresores obtenidos por IV y MCO, bajo la hipótesis nula de que la variable endógena específica puede ser tratada como exógena. Salvo en el mod11, vemos que el test rechaza la hipótesis nula al 10%, por lo que sería correcta la aplicación de IV.

## 5 CONCLUSIONES

---

Elementos como el salario, la creación de empleo y la productividad se encuentran entre las prioridades de cualquier *policymaker* pero en el caso de los países en desarrollo es una materia crítica. Estas variables son cruciales para favorecer procesos de desarrollo sostenibles e inclusivos. Al adoptar un enfoque desde el lado de la oferta, históricamente se ha puesto énfasis en la brecha existente entre cualificaciones de los trabajadores y los requerimientos del mercado laboral. En este contexto, el instrumento de intervención por excelencia era la educación. La misma dotaría a los individuos de las competencias necesarias para desempeñarse en el mercado laboral incrementando la empleabilidad y productividad de los mismos.

A pesar de lo anterior, la educación formal no siempre ha provisto a los trabajadores de las “habilidades relevantes” para el mercado laboral. Ahora bien, ¿cuáles son estas habilidades relevantes? Responder esta pregunta requiere distinguir entre cognitivas y no-cognitivas. Las primeras se ponen en marcha para analizar y comprender la información recibida, determinan cómo se procesa y se estructura en la memoria, mientras que las habilidades socio-emocionales cubren un espectro de dominios tan amplios como el social, actitudinal, emocional o el comportamiento.

Estudios en los países desarrollados han evidenciado que, más allá de la educación formal recibe un individuo, las habilidades del mismo tienen un alto poder explicativo en diversos *outcomes* como los niveles de ingreso, la empleabilidad, y la educación misma. Pese a esto, existe escasa evidencia para el caso latinoamericano.

Este trabajo constituye un aporte orientado a cubrir este vacío en la literatura a partir de un análisis de los efectos de las habilidades cognitivas y socio-emocionales sobre los retornos laborales en Colombia bajo una especificación *à la* Mincer. El objetivo es identificar qué dimensiones de las mismas explican estos retornos y en qué medida, para lo cual, inicialmente, se realizó una estimación con un modelo de Mincer tradicional incorporando algunos controles adicionales. Luego, a los efectos de sortear el *ability bias*, se incorporaron *proxies* de diversas tipologías de habilidad. Posteriormente, en vistas de que la estrecha interacción entre los diversos tipos de habilidad que expone la literatura psicométrica y el elevado grado de correlación entre las mismas (fundamentalmente las cognitivas), se elaboró un índice agregado de habilidades. Finalmente, si bien se corrigió el sesgo por variables omitidas, dado que la escolarización es una variable de elección y podría existir un problema de causalidad inversa, se implementó una estimación por Variables Instrumentales. Los tests realizados para verificar la idoneidad de esta estrategia han justificado su utilización.

Tanto en las especificaciones con MCO como IV, la educación manifestó un alto poder explicativo e impactos de magnitudes considerables sobre los retornos laborales. En particular, un año adicional de educación estaría vinculado a un incremento del 5% en los retornos salariales bajo la especificación de MCO. Por su parte, la experiencia laboral también exhibió alta significatividad estadística con un impacto positivo pero decreciente, de acuerdo con lo esperado. Ahora bien, en IV el impacto de la educación se incrementa hasta aproximadamente 10% por año adicional de educación en línea con la evidencia empírica para los países desarrollados.

En cuanto a las habilidades no cognitivas, la Apertura exhibió un alto poder explicativo tanto en las estimaciones con MCO como con IV. El impacto de esta dimensión es positivo y ronda el 10% por cada incremento en un punto de nuestro indicador en MCO y casi se duplica en las estimaciones por IV. Por otro lado, en las estimaciones por IV, llamativamente la Determinación ha estado asociada a caídas en los retornos laborales. Una posible explicación, además de problemáticas vinculadas a la medición, podría hallarse en el sesgo personal a sobrestimar algunas respuestas. Esto se debería a que los individuos tienden a responder no tanto en función de cómo se comportan realmente sino por cómo desean ser reconocidos.

Las habilidades cognitivas, por otra parte, no resultaron estadísticamente significativas en ninguna de nuestras estimaciones. Una hipótesis es que todo el efecto de las mismas es capturado por la educación. En la primera etapa de las estimaciones por IV, todas las dimensiones cognitivas exhibieron un impacto de magnitud considerable sobre los años de educación. Esto abre la posibilidad de plantear las habilidades cognitivas como instrumentos de educación, pero aun así persistiría el potencial problema de endogeneidad, ya que la educación también afectaría la habilidad.

En línea con lo anterior, y más allá de estrategia empírica implementada a lo largo del trabajo, es necesario advertir que el problema de endogeneidad requiere un tratamiento más minucioso. Lo señalado previamente en relación a las cognitivas es potencialmente replicable para las habilidades socio-emocionales. Un análisis más profundo de esta situación debería ser el eje de futuras investigaciones. Asimismo, podrían contemplarse otras medidas alternativas de habilidades cognitivas.

Lejos de pretender ser concluyente, este trabajo debe potenciar la discusión en torno al papel que juegan los distintos tipos de habilidades en la determinación de diferentes *outcomes* del mercado laboral en los países en desarrollo. En vistas de la escasa evidencia y de la potencial influencia de las mismas, se vuelve imprescindible fomentar la investigación en la materia. El primer paso en este

sentido debería estar enfocado en la generación de más y mejor información para perfeccionar el conocimiento en el área.

Por otro lado, se vuelve ineludible una discusión profunda sobre el rol de la educación y la calidad educativa. La evidencia de la importancia que juegan las habilidades “blandas”, no solo en el plano laboral, sino en distintos aspectos sociales de los sujetos obliga a reconsiderar el papel que juega la escuela como formadora de competencias.

## 6 BIBLIOGRAFÍA

---

- Angrist, J., & Krueger, A. (1990). Does compulsory school attendance affect schooling and earnings? . *National Bureau of Economic Research*(No. w3572).
- Angrist, J., & Krueger, A. (1990). The Effect of Age at School Entry on Educational Attainment: An Application of Instrumental Variables with Moments from Two Samples. *NBER Working Paper*(3571).
- Ashenfelter, O., & Rouse, C. (1997). Income, schooling, and ability: Evidence from a new sample of identical twins. *National Bureau of Economic Research*.
- Ashenfelter, O., & Zimmerman, D. (1997). Estimates of the returns to schooling from sibling data: Fathers, sons, and brothers. *Review of Economics and Statistics*, 79(1), 1-9.
- Bassi, M., Busso, M., Urzúa, S., & Vargas, J. (2012). 5. ¿Fábrica de destrezas? Lo que le aporta el sistema educativo al mercado laboral. En M. Bassi, M. Busso, S. Urzúa, J. Vargas, & F. d. Económica (Ed.), *Desconectados* (págs. 97-130). Washington, D.C.: BID Educación.
- Baum, C., Schaffer, M., & Stillman, S. (2003). Instrumental variables and GMM: Estimation and testing. *Stata journal*, 3(1), 1-31.
- Becker, G. S. (1964). Human Capital: a Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Schooling.
- Blackburn, M., & Neumark, D. (1991). Omitted-ability bias and the increase in the return to schooling. *National Bureau of Economic Research*(No. w3693).
- Bowles, S., & Gintis, H. (1976). *Schooling in capitalist America* (Vol. 57). New York: Basic Books.
- Calderón Cuevas, E. (2012). *Retorno de las habilidades (cognitivas y no-cognitivas): ¿En cuánto se traduce una mejora del desempeño académico y de las habilidades socio-emocionales en los niveles de ingreso de las y los jóvenes en México?* Paper no publicado, Universidad Autónoma de Barcelona, Departamento de Economía Aplicada, Barcelona. Obtenido de [http://pagines.uab.cat/appliedeconomics/sites/pagines.uab.cat/appliedeconomics/files/Calder%C3%B3n,%20Eduardo\\_paper.pdf](http://pagines.uab.cat/appliedeconomics/sites/pagines.uab.cat/appliedeconomics/files/Calder%C3%B3n,%20Eduardo_paper.pdf)
- Card, D. (1993). Using geographic variation in college proximity to estimate the return to schooling. *NBER Working Paper*(4483).
- Card, D. (1999). The causal effect of education on earnings. En *Handbook of Labor Economics* (Vol. 3, págs. 1801-1863).
- Cawley, J., Heckman, J., & Vytlačil, E. (2001). Three observations on wages and measured cognitive ability. *Labour Economics*, 8(4), 419-442.
- Cobb-Clark, D., & Schurer, S. (2012). The stability of big-five personality traits. *Economics Letters*, 115(1), 11-15.
- Díaz, J., Arias, O., & Tudela, D. (2012). Does perseverance pay as much as being smart? The returns to cognitive and non-cognitive skills in urban Peru. (U. paper, Ed.) *World Bank*.

- Goldberg, L. (1990). An alternative "description of personality": the big-five factor structure. *Journal of personality and social psychology*, 59(6), 1216.
- Griliches, Z. (1977). Estimating the returns to schooling: Some econometric problems. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1-22.
- Hanushek, E., & Zhang, L. (2006). Quality-consistent estimates of international returns to skills. *National Bureau of Economic Research*(No. w12664).
- Heckman, J. J. (2011). Integrating personality psychology into economics. *National Bureau of Economic Research*(No. w17378).
- Heckman, J. J., Lochner, L. J., & Todd, P. E. (2003). Fifty years of Mincer earnings regressions. *National Bureau of Economic Research*(No. w9732).
- Heckman, J., & Kautz, T. (2012). Hard evidence on soft skills. *Labour economics*, 19(4), 451-464.
- Heckman, J., Lochner, L., & Todd, P. (2006). Earnings functions, rates of return and treatment effects: The Mincer equation and beyond. En *Handbook of the Economics of Education* (Vol. 1, págs. 307-458).
- Heckman, J., Moon, S., Pinto, R., Savelyev, P., & Yavitz, A. (2010). Analyzing social experiments as implemented: A reexamination of the evidence from the HighScope Perry Preschool Program. *Quantitative economics*, 1(1), 1-46.
- Heckman, J., Pinto, R., & Savelyev, P. (2012). Understanding the Mechanisms Through Which an Influential Early Childhood Program Boosted Adult Outcomes. *IZA Discussion Paper*(7040).
- Heckman, J., Stixrud, J., & Urzua, S. (2006). The effects of cognitive and noncognitive abilities on labor market outcomes and social behavior. *NBER Working Paper Series No. 12006*.
- Herrnstein, R., & Murray, C. (1994). *The bell curve*. New York: Free Press.
- Mincer, J. (1958). Investment in human capital and personal income distribution. *The Journal of Political Economy*, 281-302.
- Mincer, J. A. (1974). Ch. 3 - Age and Experience Profiles of earnings. En J. A. Mincer, *Schooling, experience, and earnings* (págs. 41-63).
- Mueller, G., & Plug, E. (2006). Estimating the effect of personality on male and female earnings. *Industrial & Labor Relations Review*, 60(1), 3-22.
- Nyhus, E., & Pons, E. (2005). (). The effects of personality on earnings. *Journal of Economic Psychology*, 26(3), 363-384.
- Pierre, G., Puerta, M., Valerio, A., & Rajadel, T. (2014). *STEP Skills Measurement Surveys: Innovative Tools for Assessing Skills*. World Bank.
- Rahman, T., Mittelhammer, R., & Wandscheider, P. (2005). Measuring the quality of life across countries: A sensitivity analysis of well-being indices . (U. N. University, Ed.) *Research Paper UNU-WIDER*(6).
- Schultz, T. (2002). Wage gains associated with height as a form of health human capital. *Yale Economic Growth Center Discussion Paper*(841).

Srivastava, S., John, O., Gosling, S., & Potter, J. (2003). Development of personality in early and middle adulthood: set like plaster or persistent change? *Journal of personality and social psychology*, 84(5), 1041.

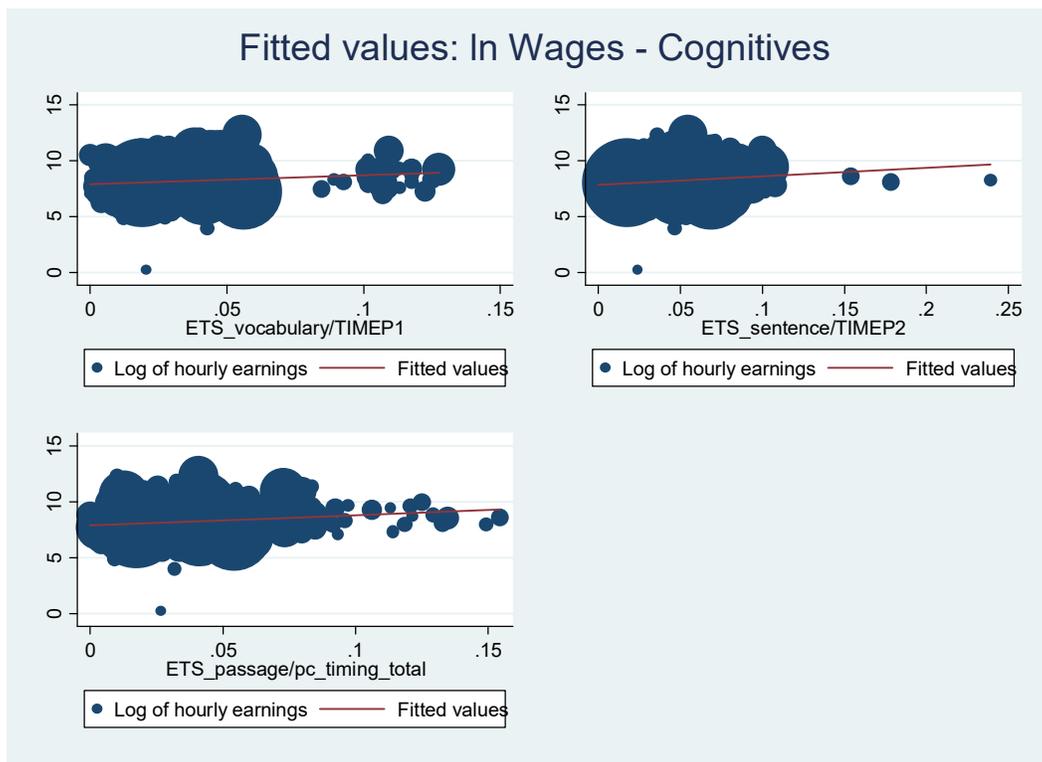
Willis, R., & Rosen, S. (1978). Education and self-selection. *NBER Working Paper*(249).

# ANEXO I

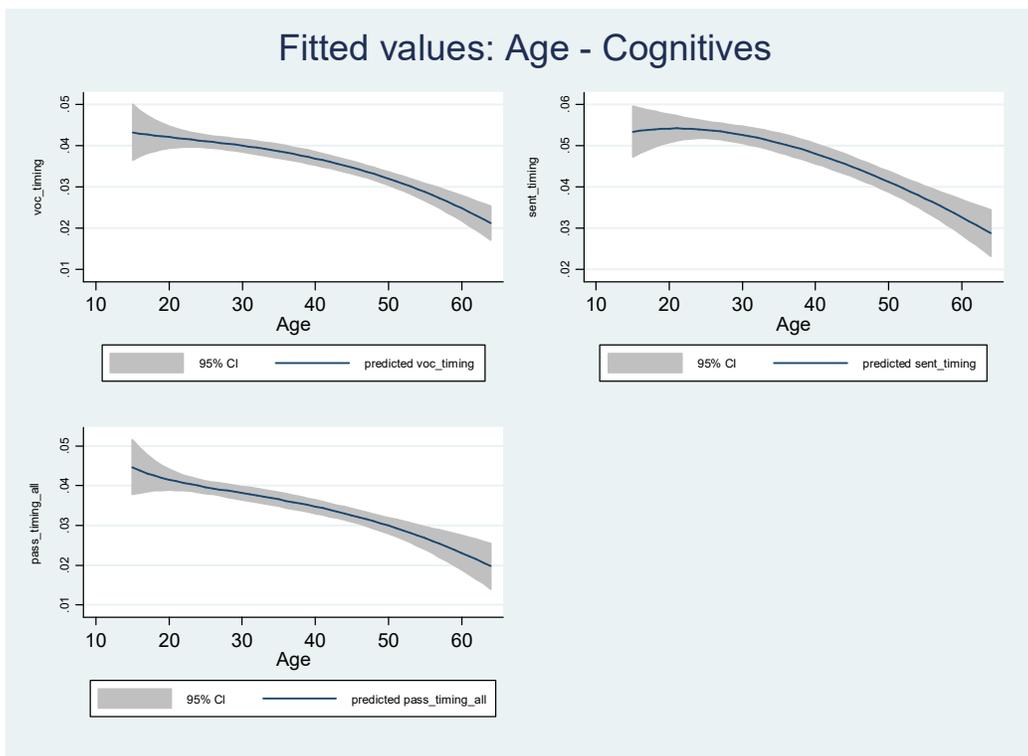
**Tabla 9 – Score promedio de habilidades cognitivas y no cognitivas por sexo**

	Male		Female	
	Mean	SD	Mean	SD
extraversion_av	3,07	0,62	3,02	0,68
conscientiousness_av	3,34	0,50	3,35	0,50
openness_av	3,24	0,52	3,23	0,53
stability_av	2,77	0,69	2,37	0,73
agreeableness_av	3,19	0,55	3,17	0,55
grit_av	3,02	0,58	2,97	0,65
decision_av	3,02	0,60	3,20	0,60
hostile_av	1,66	0,58	1,75	0,59
voc_timing	0,04	0,02	0,04	0,02
sent_timing	0,05	0,02	0,05	0,02
pass_timing_all	0,04	0,02	0,03	0,02

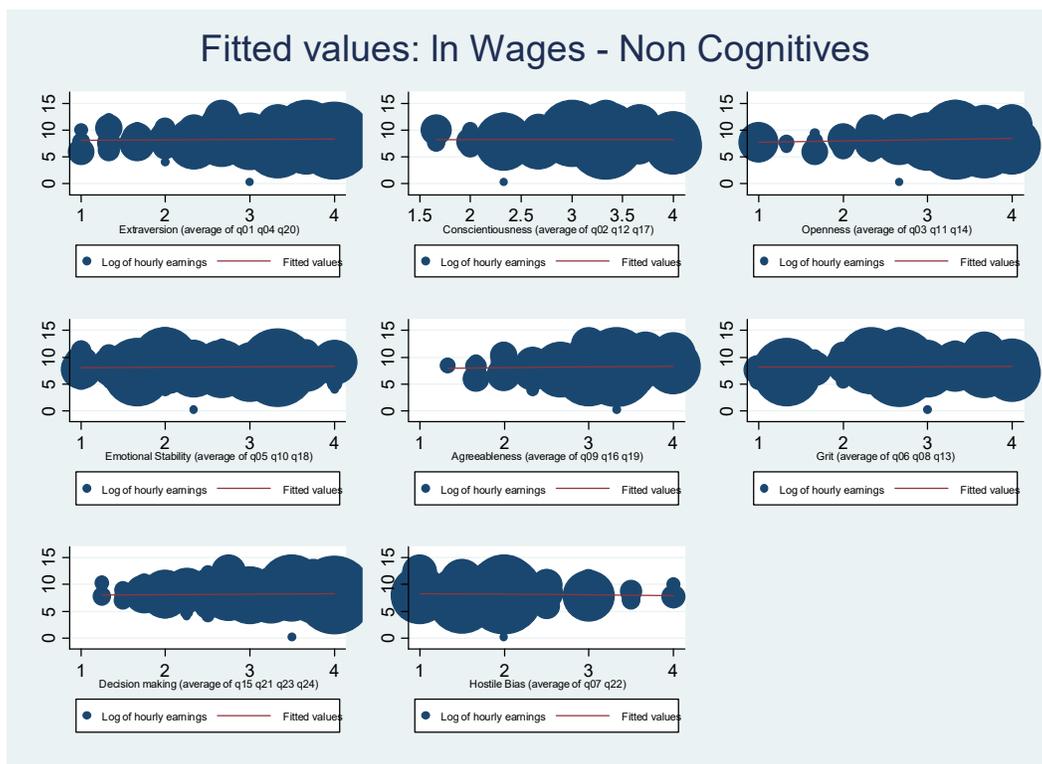
**Gráfico 1 – Correlación lineal entre dimensiones de habilidades cognitivas y salarios**



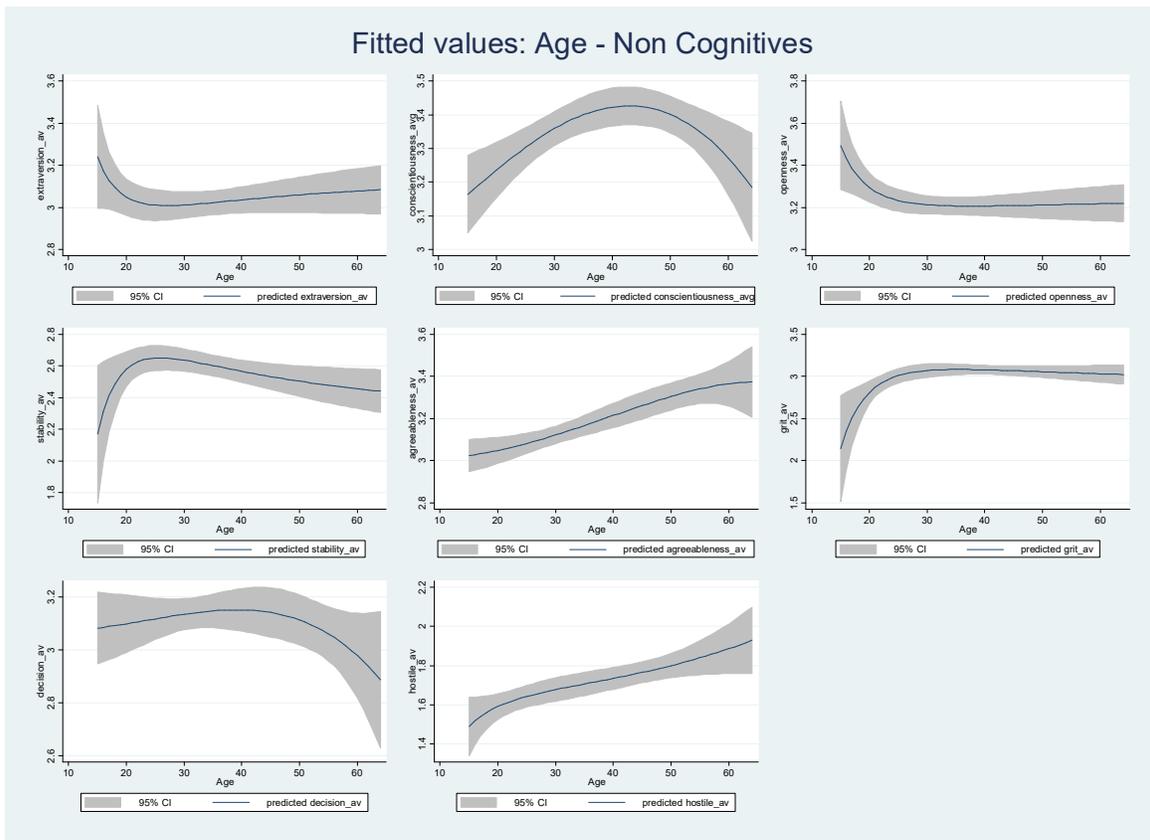
**Gráfico 2 - Correlación lineal entre dimensiones de habilidades cognitivas y edad**



**Gráfico 3 - Correlación lineal entre dimensiones de habilidades no cognitivas y salarios**



**Gráfico 4 - Correlación lineal entre dimensiones de habilidades no cognitivas y edad**



**Tabla 10 – Matriz de correlaciones entre ingresos, educación y habilidades**

	ln_ear~h	years_~c	extrav~v	consci~g	openne~v	stabil~v	agreea~v	grit_av	decisi~v	hostil~v	voc_ti~g	sent_t~g	pass_t~l
ln_earnings_h	1,000												
years_educ	0,301	1,000											
extraversion_av	0,034	0,029	1,000										
conscientiousness_av	0,002	0,024	0,056	1,000									
openness_av	0,117	0,166	0,158	0,163	1,000								
stability_av	0,063	0,192	0,133	0,048	0,107	1,000							
agreeableness_av	0,068	0,063	0,142	0,151	0,196	0,023	1,000						
grit_av	0,014	0,059	0,030	0,189	0,144	0,009	0,185	1,000					
decision_av	0,045	0,177	0,113	0,158	0,287	-0,082	0,181	0,158	1,000				
hostile_av	-0,085	-0,200	0,015	-0,057	-0,004	-0,170	-0,008	0,004	-0,042	1,000			
voc_timing	0,139	0,491	0,052	0,103	0,145	0,054	-0,003	-0,100	0,076	-0,101	1,000		
sent_timing	0,180	0,568	0,021	0,079	0,167	0,092	-0,010	-0,041	0,117	-0,145	0,726	1,000	
pass_timing_all	0,186	0,581	0,059	0,032	0,162	0,111	-0,002	-0,078	0,138	-0,168	0,694	0,804	1,000

**Tabla 11 - Matriz de correlaciones de instrumentos y habilidades cognitivas y no cognitivas**

	<b>mother_educ</b>	<b>ses</b>
mother_educ	1,000	
ses	0,277	1,000
ln_earnings_h	0,139	0,110
voc_timing	0,299	0,150
sent_timing	0,336	0,201
pass_timing_all	0,348	0,186
extraversion_av	0,048	0,055
conscientiousness_av	-0,009	-0,049
openness_av	0,093	0,079
stability_av	0,124	0,059
agreeableness_av	-0,025	-0,016
grit_av	-0,041	0,021
decision_av	0,098	0,022
hostile_av	-0,127	-0,112

# ANEXO II

**Tabla 12 - Regresiones por MCO**

Variable	mod1	mod2	mod3	mod4	mod5	mod6	mod7	mod8	mod9
age	0,001 <i>0,003</i>	0,002 <i>0,003</i>	0,002 <i>0,003</i>	0,003 <i>0,003</i>	0,002 <i>0,003</i>	0,001 <i>0,003</i>	0,001 <i>0,003</i>	0,002 <i>0,003</i>	0,002 <i>0,003</i>
gender	-0,157 ** <i>0,063</i>	-0,154 ** <i>0,064</i>	-0,163 *** <i>0,063</i>	-0,158 ** <i>0,063</i>	-0,156 ** <i>0,064</i>	-0,150 ** <i>0,064</i>	-0,157 ** <i>0,063</i>	-0,147 ** <i>0,065</i>	-0,156 ** <i>0,064</i>
years_educ	0,052 *** <i>0,010</i>	0,048 *** <i>0,011</i>	0,052 *** <i>0,010</i>	0,051 *** <i>0,012</i>	0,049 *** <i>0,011</i>	0,052 *** <i>0,010</i>	0,052 *** <i>0,010</i>	0,049 *** <i>0,012</i>	0,049 *** <i>0,012</i>
wage_worker	-0,102 <i>0,063</i>	-0,102 <i>0,063</i>	-0,091 <i>0,063</i>	-0,093 <i>0,064</i>	-0,099 <i>0,063</i>	-0,100 <i>0,063</i>	-0,102 <i>0,063</i>	-0,098 <i>0,063</i>	-0,099 <i>0,063</i>
doccupation_2	0,747 *** <i>0,268</i>	0,757 *** <i>0,275</i>	0,738 *** <i>0,265</i>	0,753 *** <i>0,272</i>	0,748 *** <i>0,274</i>	0,749 *** <i>0,266</i>	0,746 *** <i>0,265</i>	0,755 *** <i>0,272</i>	0,749 *** <i>0,271</i>
doccupation_3	0,669 *** <i>0,131</i>	0,654 *** <i>0,130</i>	0,680 *** <i>0,132</i>	0,671 *** <i>0,132</i>	0,664 *** <i>0,130</i>	0,670 *** <i>0,131</i>	0,668 *** <i>0,131</i>	0,667 *** <i>0,131</i>	0,664 *** <i>0,131</i>
doccupation_4	0,354 *** <i>0,134</i>	0,344 ** <i>0,134</i>	0,370 *** <i>0,134</i>	0,361 *** <i>0,135</i>	0,345 ** <i>0,134</i>	0,354 *** <i>0,134</i>	0,354 *** <i>0,134</i>	0,344 ** <i>0,135</i>	0,345 ** <i>0,134</i>
doccupation_5	0,161 <i>0,140</i>	0,155 <i>0,141</i>	0,141 <i>0,140</i>	0,140 <i>0,141</i>	0,154 <i>0,141</i>	0,153 <i>0,143</i>	0,161 <i>0,141</i>	0,147 <i>0,143</i>	0,154 <i>0,142</i>
doccupation_6	0,072 <i>0,089</i>	0,065 <i>0,090</i>	0,076 <i>0,091</i>	0,073 <i>0,092</i>	0,069 <i>0,090</i>	0,067 <i>0,090</i>	0,071 <i>0,089</i>	0,065 <i>0,091</i>	0,069 <i>0,090</i>
doccupation_7	0,085 <i>0,093</i>	0,078 <i>0,093</i>	0,083 <i>0,095</i>	0,079 <i>0,096</i>	0,075 <i>0,093</i>	0,082 <i>0,092</i>	0,084 <i>0,092</i>	0,074 <i>0,092</i>	0,076 <i>0,092</i>
doccupation_8	0,147 <i>0,136</i>	0,139 <i>0,136</i>	0,141 <i>0,130</i>	0,135 <i>0,132</i>	0,141 <i>0,136</i>	0,142 <i>0,133</i>	0,147 <i>0,136</i>	0,136 <i>0,134</i>	0,141 <i>0,136</i>
tenure	0,003 *** <i>0,001</i>								
tenure_squared	-8,89E-06 *** <i>2,63E-06</i>	-8,45E-06 *** <i>2,63E-06</i>	-8,56E-06 *** <i>2,58E-06</i>	-8,12E-06 *** <i>2,58E-06</i>	-8,43E-06 *** <i>2,63E-06</i>	-8,86E-06 *** <i>2,63E-06</i>	-8,89E-06 *** <i>2,63E-06</i>	-8,38E-06 *** <i>2,63E-06</i>	-8,43E-06 *** <i>2,63E-06</i>
voc_timing		-1,396 <i>2,800</i>		-1,744 <i>2,829</i>					

sent_timing	0,541					0,650												
	<i>2,096</i>					<i>2,131</i>												
pass_timing_all	1,657					1,161												
	<i>2,981</i>					<i>3,021</i>												
extraversion_av				0,028		0,024												
				<i>0,047</i>		<i>0,047</i>												
conscientiousness_av				-0,034		-0,031												
				<i>0,062</i>		<i>0,063</i>												
openness_av				0,111	***	0,105	*											
				<i>0,055</i>		<i>0,055</i>												
stability_av				-0,053		-0,050												
				<i>0,045</i>		<i>0,045</i>												
agreeableness_av				0,021		0,020												
				<i>0,051</i>		<i>0,051</i>												
grit_av				-0,064		-0,068												
				<i>0,056</i>		<i>0,056</i>												
decision_av				-0,061		-0,064												
				<i>0,054</i>		<i>0,055</i>												
hostile_av				-0,061		-0,060												
				<i>0,052</i>		<i>0,053</i>												
PC_Cogn								0,017					0,015		0,017			
								<i>0,036</i>					<i>0,036</i>		<i>0,036</i>			
PC_NonCogn1										-0,015			-0,018					
										<i>0,033</i>			<i>0,033</i>					
PC_NonCogn2										0,023			0,020					
										<i>0,032</i>			<i>0,033</i>					
PC_NonCogn3										0,004			0,007					
										<i>0,032</i>			<i>0,032</i>					
Index_NonCogn												0,003						-0,002
												<i>0,061</i>						<i>0,062</i>
_cons	7,496	***	7,494	***	7,676	***	7,719	***	7,518	***	7,489	***	7,498	***	7,506	***	7,517	***
	<i>0,176</i>		<i>0,178</i>		<i>0,390</i>		<i>0,396</i>		<i>0,188</i>		<i>0,180</i>		<i>0,179</i>		<i>0,191</i>		<i>0,191</i>	
N	1.644		1.623		1.644		1.623		1.623		1.644		1.644		1.623		1.623	

r2_a	0,164	0,161	0,168	0,164	0,161	0,163	0,163	0,161	0,161
rmse	0,866	0,865	0,864	0,864	0,865	0,867	0,867	0,865	0,865
ll	-2.090	-2.060	-2.082	-2.052	-2.060	-2.089	-2.090	-2.059	-2.060
aic	4.207	4.153	4.208	4.155	4.150	4.212	4.209	4.154	4.152
bic	4.283	4.245	4.327	4.289	4.231	4.303	4.290	4.251	4.238

**Tabla 13 – Estimaciones por IV**

Variable	mod10		mod11		mod12		mod13	
years_educ	0,097	***	0,099	***	0,105	***	0,113	***
	<i>0,024</i>		<i>0,030</i>		<i>0,024</i>		<i>0,032</i>	
age	0,003		0,002		0,005		0,004	
	<i>0,004</i>		<i>0,003</i>		<i>0,004</i>		<i>0,003</i>	
gender	-0,141	**	-0,136	**	-0,159	**	-0,155	**
	<i>0,066</i>		<i>0,066</i>		<i>0,067</i>		<i>0,067</i>	
wage_worker	-0,084		-0,086		-0,065		-0,069	
	<i>0,067</i>		<i>0,068</i>		<i>0,068</i>		<i>0,069</i>	
doccupation_2	0,674	**	0,733	**	0,622	**	0,680	**
	<i>0,303</i>		<i>0,304</i>		<i>0,302</i>		<i>0,306</i>	
doccupation_3	0,434	**	0,471	***	0,411	**	0,450	***
	<i>0,182</i>		<i>0,175</i>		<i>0,178</i>		<i>0,173</i>	
doccupation_4	0,319	**	0,345	***	0,322	**	0,353	***
	<i>0,133</i>		<i>0,129</i>		<i>0,132</i>		<i>0,127</i>	
doccupation_5	0,043		0,073		-0,003		0,028	
	<i>0,161</i>		<i>0,155</i>		<i>0,161</i>		<i>0,156</i>	
doccupation_6	0,058		0,068		0,050		0,060	
	<i>0,102</i>		<i>0,101</i>		<i>0,105</i>		<i>0,102</i>	
doccupation_7	0,102		0,110		0,099		0,112	
	<i>0,097</i>		<i>0,095</i>		<i>0,101</i>		<i>0,100</i>	
doccupation_8	0,171		0,181		0,160		0,173	
	<i>0,153</i>		<i>0,152</i>		<i>0,141</i>		<i>0,140</i>	
tenure	0,003	**	0,003	**	0,003	**	0,003	**
	<i>0,001</i>		<i>0,001</i>		<i>0,001</i>		<i>0,001</i>	

tenure_squared	-8,45E-06 <i>2,78E-06</i>	***	-8,18E-06 <i>2,76E-06</i>	***	-7,86E-06 <i>2,70E-06</i>	***	-7,52E-06 <i>2,70E-06</i>	***
voc_timing			-2,908 <i>2,964</i>				-3,876 <i>3,002</i>	
sent_timing			-1,239 <i>2,236</i>				-1,361 <i>2,281</i>	
pass_timing_all			0,768 <i>3,148</i>				-0,149 <i>3,221</i>	
extraversion_av					0,032 <i>0,048</i>		0,031 <i>0,048</i>	
conscientiousness_av					-0,031 <i>0,059</i>		-0,013 <i>0,060</i>	
openness_av					0,184 <i>0,061</i>	***	0,195 <i>0,061</i>	***
stability_av					-0,077 <i>0,048</i>		-0,078 <i>0,048</i>	
agreeableness_av					-0,046 <i>0,053</i>		-0,048 <i>0,054</i>	
grit_av					-0,096 <i>0,058</i>	*	-0,117 <i>0,058</i>	**
decision_av					-0,060 <i>0,057</i>		-0,064 <i>0,056</i>	
hostile_av					-0,020 <i>0,058</i>		-0,021 <i>0,059</i>	
_cons	6,987 <i>0,282</i>	***	7,141 <i>0,248</i>	***	7,105 <i>0,436</i>	***	7,268 <i>0,419</i>	***
N	1.489		1.479		1.489		1.479	
aic	3.813		3.789		3.815		3.796	
bic	3.888		3.879		3.932		3.928	
Hansen J statistic (P-val)	0,570		0,414		0,597		0,404	
Endogeneity test of endogenous regressors (P-val)	0,065		0,140		0,043		0,088	