

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ**

**FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES**



**Autopercepciones sobre la función de habilidad y la toma de decisiones trascendentales: Teorías Implícitas y la elección de una carrera STEM, el caso de Beca 18**

**TESIS PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE LICENCIADO EN ECONOMÍA**

**AUTOR**

Alfonso Jesús Rodríguez Saldarriaga

**ASESOR**

Juan Francisco Castro Carlín

2020

### **Agradecimientos:**

*Agradezco el apoyo incondicional de mis padres, quienes me han brindado mucha fortaleza a lo largo de la bonita y demandante carrera de Economía. Ellos son la principal motivación para seguir adelante y continuar con mi crecimiento profesional y académico.*

*Agradezco enormemente los aportes y guía de mi asesor Juan Francisco Castro Carlín, sus observaciones y sugerencias fueron de vital importancia para la culminación de este trabajo de investigación.*

*Por último, agradezco a los profesores y compañeros que hicieron de mi periodo universitario una época de monumental aprendizaje, mucho más allá del ámbito académico.*

## RESÚMEN

La presente investigación incorpora un concepto relativamente nuevo a la modelación de la toma de una decisión. Las Teorías Implícitas (Van Aalderen y Walma ,2016), interpretadas como la eficiencia percibida para transformar esfuerzo en la habilidad, se introducen en la modelación de la elección de una carrera STEM. Esta variable se operacionaliza como la tasa de crecimiento promedio en los cursos de colegio relevantes para estas carreras. Dado que la variable dependiente es binaria se opta por un modelo de estimación Probit. Posteriormente, se implementa un Heckprobit para intentar corregir por el sesgo de selección y los potenciales confounders presentes. Aunque el efecto encontrado es modesto, los estimadores encontrados para estas variables se mantienen robustos ante la inclusión de las variables de control personales y socioeconómicas. Del mismo modo, los efectos de las variables de Teorías Implícitas se mantienen robustos a la corrección por sesgo de selección. Las implicancias de los hallazgos pueden incidir en las políticas de los actores que busquen aumentar el capital humano STEM en los países en desarrollo.

Palabras clave: Auto percepciones, Teorías Implícitas, Autoeficacia, Toma de Decisiones, Elección de una Carrera, Heckprobit.

## ÍNDICE

I.	INTRODUCCIÓN Y MOTIVACIÓN .....	5
II.	MARCO TEÓRICO .....	9
	II.1. Una adaptación y simplificación del modelo de Zafar (2009).....	9
	II.2. Definiendo <i>Si</i> y <i>gi</i> desde la teoría.....	13
III.	REVISIÓN DE LITERATURA EMPÍRICA.....	15
	III.1. Teorías Implícitas .....	15
	III.2. Variables adicionales relavantes .....	16
IV.	METODOLOGÍA .....	21
	IV.1. Estrategia de estimación .....	21
V.	DESCRIPCIÓN DE LA MUESTRA.....	25
	V.1. Características generales .....	25
VI.	RESULTADOS DE LAS ESTIMACIONES.....	31
VII.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES DE POLÍTICA.....	37
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	39
	ANEXOS.....	43

## **I. INTRODUCCIÓN Y MOTIVACIÓN**

La Autoeficacia y los factores socioeconómicos asociados a la toma de decisiones trascendentales han sido estudiados de manera extensa por la Teoría Social Cognitiva. De manera más específica, la decisión de seguir cierto tipo de carrera también ha sido estudiada desde esta teoría (mediante su enfoque aplicado a las carreras, la “Social Cognitive Career Theory”). Sin embargo, recientemente, una corriente teórica que incorpora una nueva variable al estudio de la toma de decisiones no triviales se ha originado. La nueva clase de variables se ha denominado como Teorías Implícitas de la Habilidad (Van Aalderen y Walma, 2016). Estas nuevas variables se han incorporado de manera teórica (y con cierta argumentación empírica) al análisis de la elección de una carrera. Empero, y a pesar de los esfuerzos de la presente investigación, no se ha encontrado literatura empírica que relacione esta nueva postulación teórica de manera directa con esta clase de decisión.

Para el caso peruano, lo más cercano es el estudio del programa “Expande tu Mente” del Ministerio de Educación, el cual utiliza los conceptos de Teoría Implícita para mejorar la performance en matemáticas y ciencia de los estudiantes de educación primaria. El resto de estudios recientes para el Perú (Arias, 2016; Ramos Zandoval y Ramos Diaz, 2018; Avolio, Vilchez & Chávez, 2018; Pesantes, Cardenas & Lema, 2018; Iguñiz, Chan & Mamani, 2018) se enfocan en la utilización de mediciones de Autoeficacia con respecto a las capacidades de una persona para las competencias necesarias al momento de estudiar una carrera en ciencia e ingeniería. Del mismo modo, los estudios

encontrados se centran en las carreras superiores universitarias, dejando de lado el porcentaje de la fuerza laboral que se dedica a seguir una carrera técnica. Una tercera tendencia encontrada en estudios peruanos es el enfoque solo en el porcentaje femenino de la población para el estudio de los factores asociados a la elección de una carrera STEM (Science, Technology, Engineering & Mathematics).

Es por estas razones que la presente investigación se enfoca en una modelación formal de esta nueva variable y en su operacionalización para la estimación de su significancia en la elección de una carrera STEM. La separación de áreas de conocimiento entre STEM y no STEM se eligió debido a la sencillez que otorga el dividir las carreras en dos grupos bastante bien definidos. Asimismo, esta división vuelve mucho más directo el análisis de los resultados. Más aun, los estudios de esta clase utilizan esta clasificación de manera recurrente.

Sumado a esto, existe evidencia empírica acerca de los efectos positivos del capital humano STEM a nivel de región geográfica. Estudios como los de Winters (2013), Winters (2014), Bell et al (2017) y Croak (2018) muestran efectos positivos en el nivel de salarios de los no STEM, en el nivel de innovación (medida como la cantidad de patentes) y en el crecimiento económico de las regiones geográficas con una concentración mayor de capital humano STEM. Los argumentos teóricos de estos estudios sugieren que la raíz de estos efectos se encuentra en el nivel de innovación tecnológica que una concentración de esta clase de capital humano puede brindar al resto de una economía.

Innovaciones en tecnología de comunicación, cuidado de la salud, estandarización de procesos (entre otros) pueden reducir el costo, aumentar la calidad de bienes y servicios y mejorar los retornos al resto de la mano de obra disponible dentro de un área geográfica.

Al respecto de esta motivación adicional, según los datos de la OCDE para el 2016, existe una brecha entre la dotación de capital humano STEM (graduados STEM por millón de habitantes) peruana y la de países vecinos como Colombia, Chile y otros países hispanohablantes como México. El Grafico 3 (Anexos) muestra que, con excepción de Costa Rica, el Perú tiene el ratio más bajo de los países mostrados. Mientras que Mexico, Chile y Colombia se encuentran en niveles similares a los de países desarrollados como Australia.

El presente estudio se enfoca en un caso bastante particular de la población peruana, aquella que decide postular a un programa social conocido como Beca 18 en la convocatoria 2016. Asimismo, busca contribuir a la literatura mediante cuatro aportes fundamentales: i) la incorporación de un factor de evolución de desempeño (tasa de crecimiento promedio de los cursos relevantes para las carreras STEM) que se encontraría ligado al tipo de percepción que tiene un estudiante acerca de la inteligencia (Teorías Implícitas), ii) la inserción de mediciones de performance y socioeconómicas, iii) la incorporación de una muestra que decide estudiar una carrera técnica y iv) la inclusión tanto de hombres y mujeres en la muestra. Del mismo modo, se intenta corregir el sesgo de selección presente en las estimaciones, dada la no aleatoriedad de la muestra. Seguidamente, este trabajo se desarrolla en siete secciones. La

segunda parte elabora el marco teórico, la tercera parte presenta la revisión de literatura empírica, la cuarta parte presenta la metodología de estimación, la quinta parte presenta la descripción de los datos, la sexta parte analiza los resultados encontrados y, por último, la séptima parte presenta las conclusiones y potenciales recomendaciones de política.





## II. MARCO TEÓRICO

Esta sección tiene como objetivo modelar de manera sencilla, formal e intuitiva la relevancia de la Autoeficacia y las Teorías Implícitas de la habilidad en su asociación a la toma de una decisión no trivial. Esta modelación hará uso de una simplificación del modelo de Zafar (2009) y utilizará a la Teoría Social Cognitiva de Carreras para dar un marco sencillo que permitirá la inclusión de la operacionalización de estas variables al modelo de estimación.

### II.1. Una adaptación y simplificación del modelo de Zafar (2009)

Partiendo del modelo de Zafar (2009) se asume que los individuos son “forward looking”. Es decir, que los individuos toman decisiones basadas, no solo en el estado actual de las cosas, si no en las expectativas de lo que sucederá cuando empiecen una actividad. Este modelo se encuentra basado en las formulaciones de Weiner (1979, 1985) y Bandura (1977) mediante la mención de las “predicciones de expectativas” de Valle y Frieze (1976). Estos autores establecen un cambio en el comportamiento orientado al emprendimiento de una tarea con lo que denominan “expectativa de resultados”. Por lo que la elección de una carrera puede modelarse usando una versión simplificada del modelo de Zafar (2009) que incorpore las “predicciones de expectativas” como se presenta a continuación:

$$q \equiv \operatorname{argmax}_{k \in Q_i} E[U_{ikt}(B_{ikT}; C_{ik\tau})] \quad (1)$$

Supongamos que un individuo va a decidir qué carrera seguir al momento de postular a una institución de educación superior. De acuerdo con la identidad 1 el individuo  $i$  escogerá la carrera  $q$  (del conjunto  $Q_i$ ) que le provea la máxima utilidad esperada. La utilidad esperada es una función de los beneficios esperados ( $B_{ikT}$ ) en el tiempo  $T$  luego de terminar la carrera y de los costos  $C_{ik\tau}$  esperados durante el periodo de estudio superior ( $\tau$ ). Ejemplos de  $B_{ikT}$  se presentan como el nivel de ingreso, mejora del nivel socioeconómico y la posibilidad de desempeñarse profesionalmente en una rama del gusto del individuo. Para la presente investigación,  $C_{ik\tau}$  se define como la expectativa del nivel de esfuerzo que la persona tendrá que realizar durante su etapa estudiantil para tener una performance óptima en las materias que deberá llevar y que son relevantes para la carrera.

Este estudio se centra en las expectativas durante la etapa estudiantil. De la identidad 1, la función  $C_{ik\tau}$  de costos esperados puede definirse como una función del esfuerzo percibido como necesario de la siguiente manera.

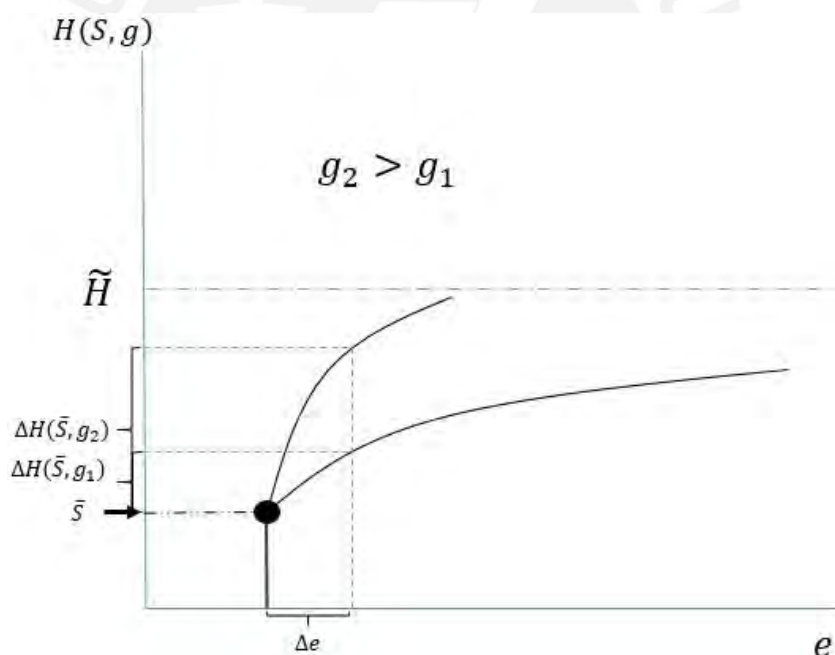
$$C_{ik\tau} = f(e) \quad (2)$$

Asimismo, el nivel de esfuerzo  $e$  se define dentro de la función de producción de habilidad que puede expresarse como:

$$\tilde{H}_k = S_i + g_i e \quad (3)$$

Donde  $\tilde{H}_k$  es el nivel de habilidad percibido como necesario para tener una buena performance en las materias universitarias relevantes para la carrera elegida. Por otra parte,  $S_i$  es el nivel percibido de habilidad adquirida durante el periodo de educación secundaria y  $g_i$  es la eficiencia percibida del postulante para transformar esfuerzo en habilidad. El Grafico 1 permite un análisis un poco más intuitivo y comparativo.

**Gráfico 1. Comparación entre individuos con eficiencia percibida distinta.**



Fuente: Elaboración propia

Tomemos el ejemplo de dos postulantes que tienen niveles similares de  $(H = \tilde{H}_k)$  y  $(S = \bar{S})$  haciéndolos distintos en  $g_i$ . De modo que el postulante 2 tiene una mayor eficiencia percibida para convertir esfuerzo en habilidad. Entonces, ante una misma cantidad de esfuerzo realizado (cantidad de horas

estudiadas o cantidad de ejercicios resueltos, por ejemplo) la velocidad esperada de adquisición de habilidad para llegar al nivel  $\check{H}_k$  será bastante más rápida para el postulante 2. De modo que, con un poco de algebra simple, podemos relacionar, de manera un poco más directa, a las variables que hemos definido formalmente en la función de utilidad presentada en la identidad 1.

$$e = \frac{\check{H} - S_i}{g_i} \quad (4)$$

Reemplazando 4 en 2 y luego en 1 obtenemos

$$q \equiv \operatorname{argmax}_{k \in Q_i} E[U_{ikt} \left( B_{i\tau}; f\left(\frac{\check{H} - S_i}{g_i}\right) \right)] \quad (5)$$

Así, la función de costos  $C_{ikt}$  guarda una relación negativa con  $g_i$ . Teniendo en cuenta que la utilidad esperada se encuentra negativamente relacionada con el costo esperado (función  $C_{ikt}$ ), puede afirmarse que  $\frac{\partial U}{\partial g_i} > 0$ . De este modo, se modela la relevancia que tienen las variables  $\check{H}, S_i, g_i$  para la elección de una carrera por parte de un individuo.

## **II.2. Definiendo $S_i$ y $g_i$ desde la teoría**

Desde la teoría que busca analizar la toma de decisiones no triviales, como la elección de una carrera,  $S_i$  puede definirse como la autoeficacia. La autoeficacia se encuentra enmarcada por la Teoría Social Cognitiva (SCT por sus siglas en inglés) como la creencia individual de la capacidad que se tiene para llevar a cabo comportamientos necesarios para obtener ciertos logros de la performance (Bandura, 1977, 1989, 1999). Posteriormente, el concepto de autoeficacia se acota más por la Teoría Social Cognitiva de las Carreras (Social Cognitive Career Theory o SCCT) y se define como el nivel percibido de habilidad obtenida para las materias relacionadas a ciencia y tecnología durante la educación secundaria (Lent, Larking & Brown, 1989; Brown, Lent & Larking, 1989; Lent, Brown & Hackett, 1994; Lent & Brown, 1996; Lent & Brown, 2008; Lent et al, 2008).

Del mismo modo,  $g_i$  es una operacionalización de lo postulado por Van Aalderen y Walma (2016). Quienes introducen la idea de motivaciones implícitas, y teorías personales basándose en los trabajos de Kahneman & Tversky (1979) y Wolford et al. (2000). Estas autoras logran identificar a un factor interno, que precedería al resto de actitudes, el cual denominan “Teoría implícita de la inteligencia o habilidad” y lo definen como “las creencias implícitas de un estudiante acerca de la maleabilidad de su propia inteligencia o habilidad”.

Estas autoras dividen a la “Teoría implícita de la inteligencia” en dos categorías principales: i) inteligencia o habilidad como una “entidad” no maleable y ii) teoría implícita incremental (maleable). El primer tipo define la habilidad como una entidad o stock fijo, el cual no puede modificarse a base de esfuerzo o que cualquier esfuerzo por incrementar el nivel de inteligencia o habilidad no va a resultar en un efecto significativo. De acuerdo con estas autoras, aquellos que tienen esta clase de teoría implícita fijan metas que se basan en criterios de performance externa. Más aún, estos estudiantes procesan la información que la retroalimentación les brinda de una manera no tan efectiva en comparación a los estudiantes del segundo grupo. En contraste, aquellos estudiantes que tienen una “teoría incremental” reconocen la influencia de la aptitud, pero reconocen sus propias habilidades e inteligencia como una cualidad que se puede desarrollar y usan bastante bien el feedback que pueden recibir. Así, podría afirmarse que el postulante que tiene un valor de  $g = g_1$  tiene una teoría implícita de entidad y aquel que tiene  $g = g_2$  tiene una teoría implícita incremental. De manera alternativa, puede decirse que el grado de Teoría Implícita Incremental que tiene el estudiante con  $g_2$  es mayor al que exhibe  $g_1$ .

### **III. REVISIÓN DE LITERATURA EMPÍRICA**

Esta sección intentará resumir la literatura empírica que contiene las principales variables relacionadas con la elección de una carrera tipo STEM. Primero se resumirá la literatura sobre Teorías implícitas y luego la literatura empírica sobre las variables de control a utilizar en el modelo de regresión.

#### **III.1. Teorías Implícitas**

Con respecto a la variable de Teoría implícita, definida en el marco teórico, la literatura es bastante reciente y no se ha encontrado literatura empírica que relacione esa variable con la elección de una especialidad STEM; pero, si con la mejora de las habilidades requeridas para la elección de este tipo de especialidad. Por ejemplo, en Blackwell et al (2007) se menciona que una intervención dirigida a promover la visión de la habilidad como "incremental" ayudó a los estudiantes de séptimo grado a mejorar su rendimiento en matemáticas. Good, Aronson, & Inzlicht (2003) y Good, Aronson, & Harder, (2008) encuentran que, si los maestros brindan apoyo, basado en una visión incremental a sus alumnos, las Teorías implícitas de estos cambian hacia este mismo tipo de visión con respecto a sus habilidades percibidas en matemáticas y ciencias. Por otro lado, Pomerantz y Kempner (2013) encuentran que el apoyo basado en el desempeño y la persona ("eres muy hábil") nutre las creencias de "Entidad" y el apoyo basado en procesos fomenta creencias incrementales en materias como matemáticas y ciencias. Finalmente, tenemos a Brummelman et

al (2014) quienes muestran que los cumplidos demasiado inflados disminuyen el comportamiento que busca desafíos e influyen la formación de Teorías de Entidad.

### **III.2. Variables adicionales relevantes**

De acuerdo con esta literatura se han logrado encontrar tres grupos de variables asociadas a esta elección: i) factores de desempeño escolar, gusto y aptitud por la ciencia, ii) modelos a seguir en el hogar y el colegio, iii) variables de calidad escolar. Cabe mencionar que gran parte de estas investigaciones se concentran en los países desarrollados.

Por ejemplo, Maple & Stage (1992) y Turner y Bowen (1999) identifican la importancia de los puntajes obtenidos en los exámenes SAT y del número de cursos relacionados a ciencias y matemáticas que los estudiantes tomaron en la etapa escolar en la decisión de estudiar una carrera tipo STEM. Las correlaciones son positivas y significativas para estos dos factores. Zafar (2009) y Wang (2013) analizan variables de desempeño y aptitud en las ciencias (puntajes de SAT, promedio ponderado de cursos, la denominada “auto-eficacia”) y el gusto por las materias de matemática y ciencia. Los resultados muestran, de manera consistente con la teoría, que tanto la habilidad, la auto-eficacia y el gusto por las materias relacionadas a matemáticas y ciencia influyen directa y significativamente en la elección de una carrera STEM.



En Argentina, Cupani y Perez (2006) evalúan los rasgos de la personalidad asociados a la elección de distintos tipos de carrera (grupos de carreras STEM y no STEM), utilizando el alpha de Cronbach, encuentran que los rasgos de personalidad, como la autoeficacia relacionada a las materias de matemática y ciencia, y los intereses en estos mismos temas explican un 55% del total de la varianza del modelo que busca explicar la elección de una carrera. Asimismo, en dos estudios realizados en España y EEUU (Navarro & Casero, 2012; Navarro, Flores & Worthington 2007) reportan que los rasgos de personalidad y el desempeño en materias de ciencia y matemática anteriores son factores significativos relacionados a la elección de una carrera en ingeniería.

Posteriormente, Lepel, Williams & Waldauer (2001) se enfocan en los modelos a seguir que tienen los estudiantes en su etapa secundaria dentro del hogar y su influencia en la elección de una carrera universitaria. Los resultados muestran que los estudiantes varones cuyas madres tienen un puesto ejecutivo tienen una tendencia mayor a escoger carreras de humanidades y educación, mientras que los estudiantes cuyos padres (o ambos en conjunto, papá y mamá) tienen puestos ejecutivos son más propensos a elegir una carrera tipo STEM o de negocios. Un estudio similar para el caso italiano, se llevó a cabo por Anelli & Peri (2015) quienes dirigen su atención hacia la composición del hogar en cuanto a hermanos y hermanas del estudiante dentro de la muestra. Además, logran diferenciar si los hermanos mayores se encuentran en un colegio con una currícula más enfocada en las ciencias (utilizan una base de datos con registros

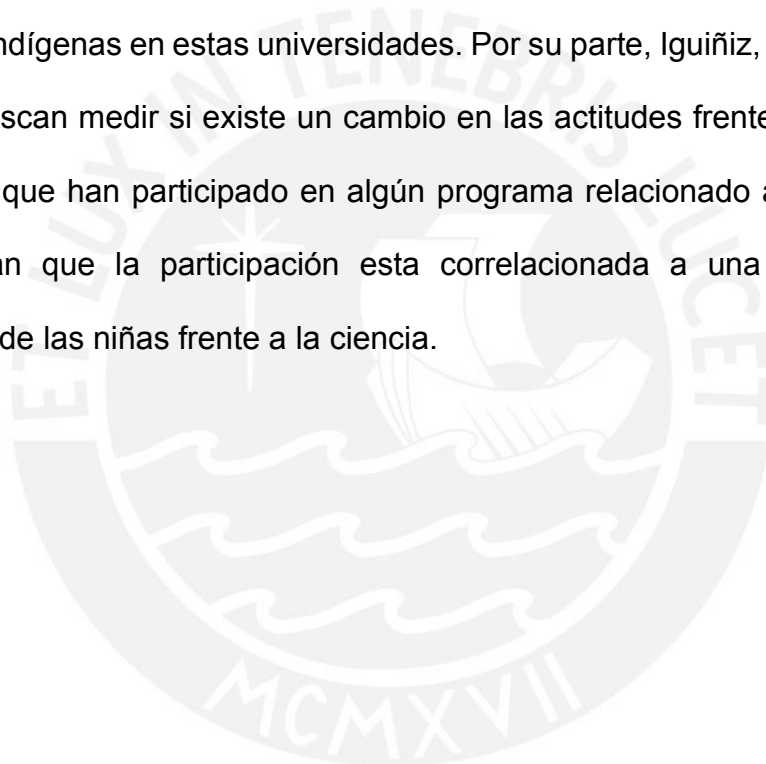
escolares desde 1985 hasta el 2005 para identificar hermanos y hermanas). Los hallazgos de estos autores señalan que la tenencia de hermanos mayores y el tipo de educación que reciben influye en la elección de una carrera STEM. Del mismo modo Watkins & Mazur (2013) analizan el caso de un programa denominado «Peer Instruction» en el que alumnos de los primeros ciclos toman un curso de física introductorio dictado por un profesor relativamente joven y con una dinámica más horizontal. Cuando se compara la tasa de deserción de carreras STEM se encuentra que se reduce a la mitad comparado con la de los estudiantes que llevaron el mismo curso introductorio, pero con un enfoque más tradicional.

Han & Buchmann (2016) estudian la estandarización de la currícula escolar en ciencias entre países y el efecto que tiene en la proporción de estudiantes que decide seguir una carrera relacionada a las ciencias. La estandarización se intenta medir por la centralización gubernamental sobre la currícula escolar. Mientras mayor sea el control que tiene el gobierno sobre la currícula escolar en ciencias, el interés de los estudiantes, en edad escolar, por las ciencias es mayor. De manera similar, para el caso de México, De Leon y Rodriguez (2008) evalúan un programa de orientación vocacional y hacen una evaluación de los cambios ex post (teniendo una línea de base de la carrera elegida). Utilizan variables de control como sexo, edad, promedio de secundaria y lugar de origen (urbano y rural) y encuentran que la información brindada por el taller tuvo impacto en el 33% de la muestra que lo recibió. Por lo que concluyen

que la falta de información puede ser un factor influyente al momento de elegir una carrera STEM.

Los estudios peruanos, pertenecientes a la porción de literatura que busca dilucidar los factores asociados a la elección de una carrera STEM, se centran en seleccionar muestras de solo mujeres y llevan a cabo un trabajo de análisis cualitativo y cuantitativo. Ramos Zandoval y Ramos Diaz (2018) se concentran en cuatro universidades de la zona norte de Lima y realizan entrevistas para poder identificar las barreras percibidas por las estudiantes de una carrera STEM sobre su propia auto-eficacia. Al aplicar un instrumento que busca medir las dimensiones de auto-eficacia, barreras, apoyos y estados emocionales encuentran que estos tres últimos factores afectan de manera significativa la percepción de la auto-eficacia de hombres y mujeres para las carreras STEM. Avolio, Vilchez & Chávez (2018) realizan un estudio de tipo mixto (cuantitativo y cualitativo) recolectando información acerca de la autoeficacia, disfrute por la ciencia y actitudes frente a la ciencia mediante un instrumento (encuesta estructurada) que busca medir cada uno de estos campos en la muestra seleccionada de tres provincias del Perú (Lima, Arequipa y Trujillo). Estos autores encuentran que las mediciones de auto-eficacia, disfrute y actitudes positivas frente a la ciencia se encuentran directa y significativamente correlacionadas a la elección de una carrera STEM. Este estudio encuentra que los factores más importantes son aquellos que pertenecen al hogar, al gusto y aptitud por la ciencia, los factores relacionados a la etapa escolar tienen la menor influencia en la elección de una carrera de ciencia.

Similarmente, Pesantes, Cardenas & Lema (2018) utilizan una muestra de mujeres indígenas que estudian alguna carrera en ciencia e ingeniería en dos universidades de Iquitos y realizan entrevistas para poder describir y analizar sus experiencias universitarias y proceso de profesionalización. Sus principales hallazgos reportan que las deserciones de esta clase de carreras se deben más que nada al bajo rendimiento y a las dificultades económicas que afligen a las mujeres indígenas en estas universidades. Por su parte, Iguñiz, Chan & Mamani (2018) buscan medir si existe un cambio en las actitudes frente a la ciencia de las niñas que han participado en algún programa relacionado a estas ramas y encuentran que la participación esta correlacionada a una mejora en las actitudes de las niñas frente a la ciencia.



## IV. METODOLOGÍA

### IV.1. Estrategia de estimación

Dado que la variable de resultado es dicotómica, es necesario utilizar un enfoque de variable latente y los métodos de estimación que se desprenden de este.

$$Y_i \begin{cases} 0 & -\infty < Y^* < \gamma_1 \\ 1 & \gamma_1 < Y^* < \infty \end{cases}$$

Donde  $Y^* = X\beta + \varepsilon$

Esta especificación de la variable latente se establece de manera análoga a la ecuación (1). La elección de una carrera STEM ( $Y_i = 1$ ) se centra en los umbrales de la variable latente ( $Y^*$  es el nivel de utilidad esperada). La cual puede ser expresada como el nivel de bienestar asociado a la elección de una carrera. El vector  $X$  representa las características del postulante,  $\beta$  contiene el vector de parámetros y  $\varepsilon$  el término de error. Para poder encontrar el vector de estimadores se usarán el método de estimación probit.

$$P(Y_i = 1) = \theta(X\beta)$$

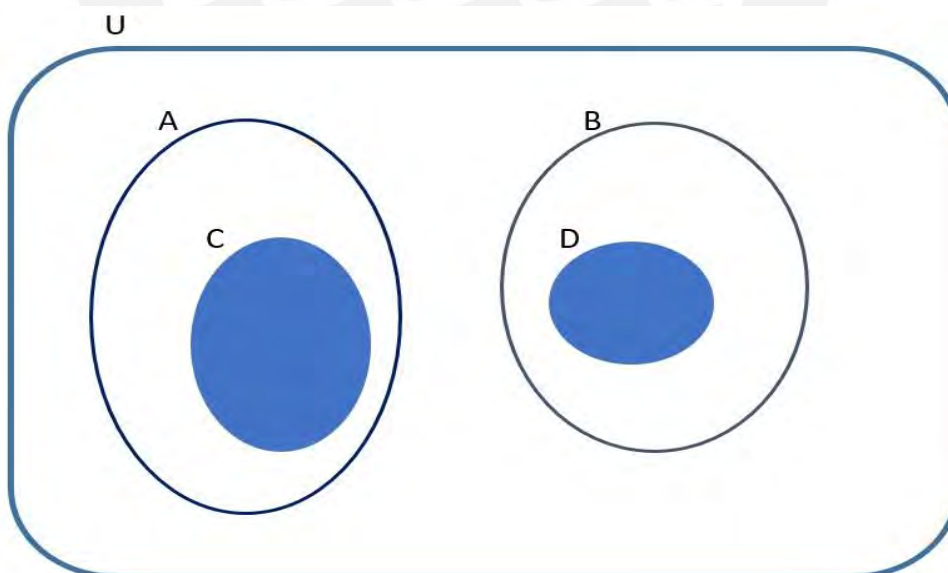
Donde  $\theta$  representa la distribución normal acumulada.

Descrito de otra forma

$$Y_i = (X_i + \varepsilon > 0)$$

Sin embargo, y como se mencionó líneas arriba, la generación de esta muestra no es aleatoria. Todo lo contrario, los postulantes a un programa de becas tienen características distintas a las del resto de la población. Características como motivación personal, capacidades cognitivas, deseos de sacar adelante a la familia, asesoramiento de los padres y carrera de los padres pueden encontrarse correlacionadas con las variables observables y sesgar los estimadores (efecto de confounders). De esta manera, el Gráfico 2 describe, un poco más claramente, la muestra de la que se dispone.

**Gráfico 2. Muestra para estimaciones**



Fuente: Elaboración propia

El conjunto U muestra el universo de todos los egresados de educación secundaria. Los conjuntos A y B representan los egresados que deciden estudiar

educación superior técnica y universitaria. Por último, los conjuntos C y D representan la muestra de la que se dispone en la base de datos de Beca 18. Aquellos que ingresan a la educación superior y que deciden postular al programa de becas. Por esta razón se utiliza la corrección por sesgo de selección de Heckman (1979) aplicado a una estimación de variable dicotómica “Heckprobit” (Miranda & Rabe-Hesketh, 2006). Siguiendo las ecuaciones de Van de Ven & Van Pragg (1981) y Garrod & Lyons (2016), el término de error  $\varepsilon$  cambia y las nuevas ecuaciones de estimación son las siguientes:

Ecuación de selección

$$z_{ki} = w_{ki}\gamma + u_{2ki}, \text{ donde } z_{ki} = \begin{cases} 1 & \text{si } z_i^* > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}, k = \{1, 2\}$$

$z_i$  es la propensión a postular al Programa Nacional de Becas,  $w_i^1$  es el vector de características explicativas que determinan la participación (estas mediciones se enfocan en los recursos dentro del hogar y su potencial distribución dentro de este),  $u_{2i}$  es el término de error. El subíndice  $k$  representa a las dos muestras que se utilizan como “non-selected” en la ecuación de selección. La muestra 1 corresponde a todos los que han terminado la educación secundaria, independientemente de si ingresaron a la educación superior. La muestra 2 corresponde a aquellos admitidos a la educación superior, esta

---

<sup>1</sup>  $w_i$ : mujer, años de educación del jefe de hogar, dummy de primogénito, dummy de último hijo, dummy de hijo único, número de habitantes del hogar.

muestra se encuentra contenida en la muestra 1. Asimismo, la corrección por sesgo de selección se implementa con ambas muestras de manera consecutiva.

Ecuación probit

$$y_i = (x_i\beta + u_{1i} > 0) , \text{ donde } y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i^* > 0 \text{ y } z_i^* > 0 \\ 0 & \text{si } y_i^* \leq 0 \text{ y } z_i^* > 0 \\ & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Donde

$$u_{1i} \sim N(0,1)$$

$$u_{2i} \sim N(0,1)$$

$$\text{corr}(u_{1i}, u_{2i}) = \rho$$

$y_i$  es la propensión de escoger una carrera STEM,  $x_i$  es un vector de variables independientes asociadas con la decisión de estudiar una carrera STEM. Es posible que existan variables compartidas entre  $x_i$  y  $w_i$ . Se asume que ambos errores siguen una distribución normal estándar y es necesaria la existencia de una correlación entre ambos términos de error. Adicionalmente y debido a que los estimadores hallados a partir del método Probit representan los efectos dentro de la función de verosimilitud, los efectos marginales serán estimados posteriormente.



## **V. DESCRIPCIÓN DE LA MUESTRA**

### **V.1. Características generales**

En el 2016 el Programa Nacional de Becas y Crédito Educativo (PRONABEC), como parte del proceso de postulación, pudo recopilar una base de datos que cuenta con información bastante completa de los postulantes. En primer lugar (y como en años anteriores) cada postulante debe presentar los promedios de notas por año y curso de los últimos cinco años de secundaria, se presenta también el código modular de cada colegio al que asistió durante los últimos cinco años de secundaria. Del mismo modo, debe presentarse una constancia de haber ingresado a una universidad o instituto superior que tenga convenio con el PRONABEC y la carrera a la que ingresaron. Por último, y a diferencia de periodos anteriores, se recopilaron características socio-económicas del postulante (nivel educativo del jefe del hogar, material de paredes, piso y techo, combustible de cocina, entre otros). Para convocatorias pasadas solo se requería una variable denominada «prioridad distrital» la cual indica el porcentaje de hogares pobres dentro del distrito del postulante. Por esta última diferencia, la base de datos resulta ser bastante conveniente para realizar el análisis. La Tabla 1 muestra la definición de todas las variables utilizadas en las estimaciones.

Las principales variables educativas construidas son las tasas de crecimiento promedio de los cursos de matemática, ciencias y letras (medición del grado de Teoría Implícita) y los promedios por curso de estos tres grupos de materias.

Estos grupos se construyen mediante la agregación de todas las materias similares dentro. El área de matemática incluye los cursos de geometría, trigonometría, álgebra, aritmética y razonamiento matemático. El área de ciencias incluye a los cursos de física, química y biología. Por último, el área de letras incluye los cursos de literatura, comunicación y razonamiento verbal. Para la construcción de las mediciones de Teorías Implícitas y Autoeficacia, se agrupan, primero, estos cursos en sus respectivas áreas y luego se promedian por grupo. Luego, las tasas de crecimiento de primero a segundo, segundo a tercero, tercero a cuarto y cuarto a quinto son promediadas para tener una medición única.

Se tienen **dos supuestos principales** para asociar al crecimiento promedio con la clase de Teorías Implícitas de los individuos. En primer lugar, una tasa positiva de crecimiento anual de las notas debería pertenecer a un alumno que tiene una Teoría Implícita del tipo incremental. Tal y como se reporta en la revisión de literatura empírica, los tratamientos que enfocan las Teorías Implícitas en el aspecto incremental tienen un efecto positivo en el rendimiento académico de los tratados. En segundo lugar, aun cuando esta tasa de crecimiento puede estar correlacionada con otra clase de variables como la carrera de los padres (si es STEM o no) o la presencia de tutores particulares en ciertas materias, estas variables afectarán las Teorías Implícitas enfocándolas hacia lo incremental.

Tabla 1. Variables de estimación

<b>Variable</b>	<b>Definición</b>	<b>Estimaciones</b>
STEM Total	1 si el postulante eligió una carrera STEM	Variables endógenas
STEM Univ.	1 si el postulante eligió una carrera STEM universitaria	
STEM Tec.	1 si el postulante eligió una carrera STEM técnica	
Crec. mate.	Crecimiento promedio de los últimos cinco años de secundaria en los cursos de matemática	Medición del grado de Teoría Implícita
Crec. ciencias	Crecimiento promedio de los últimos cinco años de secundaria en los cursos de ciencias	
Crec. letras	Crecimiento promedio de los últimos cinco años de secundaria en los cursos de letras	
Prom. mate.	Promedio de los últimos cinco años de secundaria en los cursos de matemática	Medición del grado de Autoeficacia
Prom. cienc.	Promedio de los últimos cinco años de secundaria en los cursos de ciencias	
Prom. letr.	Promedio de los últimos cinco años de secundaria en los cursos de letras	
Mujer	1 si el postulante es mujer; 0 si es varón	Características personales
Edad	Edad en años cumplidos	
Lengua	1 si la lengua materna es distinta del castellano; 0 en otro caso	
Hogar ambos	1 si ambos padres se encuentran presentes en el hogar	Controles socioeconómicos
Sexo jefe	1 si el jefe es mujer	
Años educ. jefe	Años de educación del jefe del hogar	
Bienes	Número de bienes de riqueza en el hogar	
NBI	Necesidades básicas insatisfechas dentro del hogar	
Rural	1 si el postulante vive en una zona rural	
Horas capital	Horas de viaje hasta la capital regional	
Público	1 si el postulante estuvo en un colegio público durante los últimos 5 años de secundaria	
Índice escolar <sup>i2</sup>	Índice de calidad escolar en el año escolar $i$ ( $i=[1,5]$ )	Calidad escolar

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

<sup>2</sup> Método de componentes principales utilizando: tenencia de biblioteca, sala de cómputo, laboratorio de CNN, provisión adecuada de servicios básicos (agua, desagüe y electricidad), ratio de profesores con título pedagógico, profesores por alumno y computadoras por alumno.

Similarmente, la Tabla 2 describe las características de la muestra de postulantes a las becas pre-grado del PRONABEC.

Tabla 2. Descriptivos de las variables de regresión.

<b>Variables</b>	<b>Dummy</b>	<b>mean</b>	<b>sd</b>	<b>p50</b>	<b>min</b>	<b>max</b>
STEM Total	Si	0.48	-	0.00	0	1
STEM Univ.	Si	0.49	-	0.00	0	1
STEM Tec.	Si	0.47	-	0.00	0	1
Crec. matemáticas	No	2.92	4.06	2.68	-10	19
Crec. ciencias	No	2.66	3.95	2.37	-11	23
Crec. letras	No	2.90	2.73	2.80	-9	15
Prom. mate.	No	14.52	1.75	14.40	11	20
Prom. cienc.	No	14.61	1.42	14.40	11	20
Prom. letr.	No	14.87	1.23	14.80	11	19
Mujer	Si	0.56	-	1.00	0	1
Edad	No	17.99	1.17	18.00	16	22
Lengua	Si	0.21	-	0.00	0	1
Hogar ambos	Si	0.57	-	1.00	0	1
Sexo jefe	Si	0.32	-	0.00	0	1
Años educ. jefe	No	7.77	3.98	9.00	0	21
Bienes	No	3.21	2.46	3.00	0	15
NBI	No	2.58	1.56	3.00	0	5
Rural	Si	0.29	-	0.00	0	1
Horas capital	No	1.70	2.84	1.00	0	24
Publico	Si	0.91	-	1.00	0	1
Índice escolar 1	No	1.67	1.40	2.21	-3	6
Índice escolar 2	No	1.75	1.47	2.25	-2	8
Índice escolar 3	No	1.36	1.35	1.68	-3	8
Índice escolar 4	No	1.30	1.28	1.39	-3	4
Índice escolar 5	No	1.31	1.17	1.50	-3	8

N = 8023

Fuente: Programa Nacional de Becas y Crédito educativo. Elaboración Propia

La muestra total se encuentra compuesta por 8023 postulantes al PRONABEC. Del total de postulantes el 48% ingresó a una carrera orientada a la ciencia y a la tecnología. Esta proporción se mantiene en valores muy similares cuando vemos las muestras por separado de postulantes a carreras técnicas y

carreras universitarias. Las variables de performance en las materias de ciencia, matemática y letras durante los últimos cinco años de secundaria muestran un comportamiento similar entre sí. Los promedios de estos tres grupos de materias se encuentran muy cerca (14.52 – 14.87) con una desviación estándar relativa bastante pequeña (1.23 – 1.75). La variable que busca medir la autopercepción de la habilidad (el crecimiento promedio en los tres grupos de cursos escolares) tiene una volatilidad mayor. La media se encuentra alrededor del 3 por ciento, pero la volatilidad llega a ser el doble de la media, siendo la más volátil la tasa de crecimiento en los cursos de matemática. Los máximos y mínimos de estas tres tasas de crecimiento dan información bastante interesante ya que, hay una parte de la muestra que tiene tasas de crecimiento promedio negativas. En otras palabras, cuya performance y aprendizaje en estas tres grandes clases de materia ha empeorado en promedio durante los últimos cinco años de colegio.

Del total de los postulantes el 56% son mujeres, la lengua materna es mayoritariamente castellano (solo el 21% reporta una lengua distinta) y el rango de edad presenta una desviación bastante pequeña. Del mismo modo, la mayoría de la muestra proviene de un hogar con ambos padres presentes (casi el 60%) y el 32% de los jefes de hogar son mujeres. En el ámbito socioeconómico, es posible dar cuenta de las dificultades que pueden estar teniendo los postulantes al programa que han ingresado a la educación superior. Por ejemplo, los jefes de hogar cuentan, en promedio, con casi 8 años de educación; es decir, con secundaria incompleta. Asimismo, los hogares cuentan, en promedio, con 3 bienes de riqueza. Como describen Glewwe y Miguel (2008)

el set de activos acumulados (en este caso el capital humano) puede influir directamente sobre el desarrollo cognitivo de los miembros dependientes en el hogar. De manera similar, el número de NBI (definidas como privaciones) promedio que enfrenta un hogar son 2.5, la mitad de las privaciones totales.

Tabla 3. Descriptivos de las privaciones.

<b>Variables</b>	<b>Dummy</b>	<b>mean</b>	<b>sd</b>	<b>p50</b>	<b>min</b>	<b>max</b>
Priv. Elec.	Si	0.14	0.34	0	0	1
Priv. Agua	Si	0.53	0.50	1	0	1
Priv. Desg.	Si	0.60	0.49	1	0	1
Priv. Comb.	Si	0.64	0.48	1	0	1
Priv. Piso	Si	0.67	0.47	1	0	1

N = 8023

Fuente: Programa Nacional de Becas y Crédito educativo. Elaboración Propia

Esto puede verse de manera más detallada en la Tabla 3 en la que se presentan, de manera desagregada las privaciones dentro de un hogar. La mayoría de los hogares no tiene red pública de agua dentro de la vivienda, no tiene desagüe, utiliza un combustible de cocina distinto al gas y a la electricidad (kerosene, madera, carbón, otros) y tiene un piso hecho con tierra o algún otro material distinto al parqué, madera o losetas.

## VI. RESULTADOS DE LAS ESTIMACIONES

En esta sección se señalarán los resultados más resaltantes obtenidos de las estimaciones realizadas en la presente investigación. Las estimaciones se hicieron para la muestra conjunta y luego para las muestras de ingresantes a carreras universitarias y técnicas por separado. Esta separación nos permitirá discutir los efectos heterogéneos en tamaño y significancia de los factores que influyen las decisiones de dos grupos distintos.

Las Tablas 4-6 muestran los efectos marginales del modelo comparando los modelos anidados por tipos de variable. Se empieza por mostrar los efectos de **Teorías Implícitas** (las tasas de crecimiento en los cursos relevantes, "*g*" en el modelo teórico) y **Autoeficacia** (los promedios de los últimos cinco años en los cursos relevantes, "*S*" en el modelo teórico) para luego añadir las demás variables de manera progresiva<sup>3</sup>. El análisis conjunto de las tablas nos muestra que, como se indicó al inicio de esta sección, existen efectos heterogéneos y que las variables de **Teoría Implícita** tienen un comportamiento más robusto dentro del modelo que se implementa en la muestra conjunta y en la muestra de técnicos. Por otro lado, aun cuando existen efectos bastante heterogéneos en cuanto a la significancia de estas variables, los signos esperados se mantienen consistentes a lo largo de todas las estimaciones.

---

<sup>3</sup> Columna 1: Sin controles; Columna 2: Mujer, Edad, Lengua Materna; Columna 3: Hogar biparental, Mujer como jefe del hogar, Años de educación del jefe de hogar, Bienes totales, NBI totales, Dummy de rural, Horas capital, Público; Columna 4: Índices de calidad escolar; Columna 5: Heckprobit con la muestra de egresados de la educación secundaria; Columna 6: Heckprobit con la muestra de admitidos a la educación superior.

Tabla 4. Efectos marginales (muestra conjunta)

Variables	1	2	3	4	5	6
Crec. matem.	0.00113 (0.00158)	0.00242 (0.00149)	0.00240 (0.00149)	0.00238 (0.00149)	0.00220 (0.00138)	0.00228 (0.00143)
Crec. ciencias	0.00626*** (0.00164)	0.00458*** (0.00155)	0.00455*** (0.00156)	0.00454*** (0.00156)	0.00415*** (0.00146)	0.00429*** (0.00150)
Crec. letras	-0.00718*** (0.00249)	-0.00522** (0.00236)	-0.00518** (0.00238)	-0.00523** (0.00238)	-0.00482** (0.00222)	-0.00498** (0.00228)
Prom. matem.	0.0594*** (0.00502)	0.0366*** (0.00483)	0.0363*** (0.00486)	0.0364*** (0.00487)	0.0336*** (0.00496)	0.0347*** (0.00488)
Prom. ciencias	0.0346*** (0.00747)	0.0215*** (0.00708)	0.0214*** (0.00707)	0.0214*** (0.00707)	0.0198*** (0.00665)	0.0204*** (0.00681)
Prom. letras	-0.0739*** (0.00810)	-0.0134* (0.00802)	-0.0136* (0.00804)	-0.0138* (0.00805)	-0.0134* (0.00750)	-0.0138* (0.00773)
athrho	-	-	-	-	0.1445*** (0.0556)	0.1308** (0.0523)
r2_p	0.0277	0.106	0.108	0.108	-	-

N = 8023; Standard errors in parentheses; \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\* p<.01

Tabla 5. Efectos marginales (universitarios)

Variables	1	2	3	4	5	6
Crec. matem.	0.00130 (0.00249)	0.00248 (0.00243)	0.00254 (0.00243)	0.00266 (0.00243)	0.00266 (0.00241)	0.00266 (0.00241)
Crec. ciencias	0.00551** (0.00254)	0.00430* (0.00246)	0.00446* (0.00247)	0.00439* (0.00247)	0.00439* (0.00246)	0.00440* (0.00246)
Crec. letras	-0.000999 (0.00385)	-0.000979 (0.00375)	-0.00110 (0.00377)	-0.000693 (0.00378)	-0.000693 (0.00374)	-0.000693 (0.00374)
Prom. matem.	0.0821*** (0.00701)	0.0658*** (0.00697)	0.0671*** (0.00704)	0.0678*** (0.00704)	0.0678*** (0.00720)	0.0678*** (0.00721)
Prom. ciencias	0.0236** (0.0111)	0.0137 (0.0108)	0.0131 (0.0108)	0.0135 (0.0108)	0.0135 (0.0108)	0.0135 (0.0108)
Prom. letras	-0.0455*** (0.0122)	-0.00892 (0.0122)	-0.00727 (0.0123)	-0.00865 (0.0123)	-0.00866 (0.0123)	-0.00864 (0.0123)
athrho	-	-	-	-	0.0020 (0.0973)	-0.0018 (0.0975)
r2_p	0.0534	0.0948	0.0962	0.0979	-	-

N = 3489; Standard errors in parentheses; \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\* p<.01



Tabla 6. Efectos marginales (técnicos)

Variables	1	2	3	4	5	6
Crec. matem.	0.00222 (0.00203)	0.00328* (0.00187)	0.00323* (0.00186)	0.00309* (0.00186)	0.00233 (0.00145)	0.00278 (0.00169)
Crec. ciencias	0.00728*** (0.00214)	0.00505** (0.00198)	0.00473** (0.00198)	0.00474** (0.00198)	0.00354** (0.00157)	0.00422** (0.00180)
Crec. letras	-0.0108*** (0.00325)	-0.00724** (0.00301)	-0.00714** (0.00303)	-0.00715** (0.00303)	-0.00531** (0.00243)	-0.00634** (0.00279)
Prom. matem.	0.0378*** (0.00718)	0.00816 (0.00670)	0.00800 (0.00670)	0.00820 (0.00670)	0.00559 (0.00520)	0.00667 (0.00613)
Prom. ciencias	0.0443*** (0.0101)	0.0276*** (0.00932)	0.0275*** (0.00930)	0.0278*** (0.00930)	0.0211*** (0.00757)	0.0251*** (0.00849)
Prom. letras	-0.0852*** (0.0112)	-0.0108 (0.0108)	-0.0119 (0.0108)	-0.0126 (0.0108)	-0.0106 (0.00826)	-0.0127 (0.00975)
athrho	-	-	-	-	0.2794*** (0.0711)	0.2217*** (0.0604)
r2_p	0.0175	0.133	0.137	0.138	-	-

N = 4534; Standard errors in parentheses; \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\* p<.01

La Tabla 4 muestra los efectos marginales para la muestra conjunta. El efecto marginal para la tasa de crecimiento promedio en los cursos de matemática presenta el signo esperado; sin embargo, no es significativo ni al 0.1 en ninguna de las estimaciones realizadas para esta muestra. Un efecto particular que puede observarse es que, al añadir los controles, el tamaño del estimador se duplica, pero no adquiere significancia. El efecto marginal de la tasa de crecimiento promedio en los cursos de ciencia mantiene el signo esperado y la significancia a lo largo de todas las estimaciones y adiciones de controles. Aun así, el tamaño se reduce en casi la tercera parte cuando se añaden las variables de autoeficacia y luego se reduce, nuevamente, en un tercio cuando se añaden los controles personales y socioeconómicos. La reducción no se acentúa demasiado cuando se añaden los controles de calidad escolar y cuando,

posteriormente, se intenta corregir por los posibles “confounders” no observables al tener en cuenta el sesgo de selección que presenta esta muestra.

El efecto marginal se mantiene alrededor de 0.4 puntos porcentuales significativo al 0.1 en todas las estimaciones para esta muestra. Lo cual quiere decir que, por cada punto porcentual adicional en el promedio de crecimiento en los cursos de ciencia, el postulante se vuelve 0.4 puntos porcentuales más propenso a elegir una carrera STEM. En términos de los datos, pasar de la media al percentil 75 significa un aumento de 1.3 puntos porcentuales en la propensión a elegir una carrera STEM. Del mismo modo, un aumento hacia el percentil 90 significa ser un aumento de 2.1 puntos porcentuales en la propensión a elegir una carrera relacionada a ciencia y tecnología. En contraste, el efecto marginal relacionado a los cursos de letras tiene un efecto negativo en la propensión de elegir una carrera de ciencia y tecnología. En términos del tamaño del coeficiente, sucede algo muy similar al efecto marginal del crecimiento en ciencias. La reducción en el tamaño del efecto marginal es de la mitad (de 1 a 0.5 puntos porcentuales). La significancia decrece al introducir las variables de control personal y pasa de 0.01 a 0.05. El efecto final se encuentra alrededor de 0.48 puntos porcentuales.

Para la muestra de universitarios (Tabla 5) el modelo parece ser bastante sensible a la introducción sucesiva de los controles. Nuevamente, el efecto marginal de la tasa de crecimiento promedio en los cursos de matemática no presenta significancia ni al 0.1 en ninguna de las estimaciones. El crecimiento

promedio en las materias de ciencia se mantiene estable en 0.4 puntos porcentuales al introducir los controles socioeconómicos y de calidad escolar. La corrección por sesgo de selección no parece afectar el tamaño de este estimador, pero si la significancia (la cual se reduce de 0.01 a 0.1 al introducir los controles). El efecto marginal para el crecimiento en los cursos de letras solo es significativo para el modelo que no presenta ningún control.

Para la muestra de técnicos (Tabla 6) el modelo se mantiene más robusto a la introducción de controles y a la corrección por sesgo de selección. El efecto marginal de la tasa de crecimiento en los cursos de matemática empieza siendo no significativo ni al 0.1. Pero, cuando se introducen los controles denominados “personales” este coeficiente se vuelve significativo al 0.1. Lo cual puede mostrar que el error estándar se reduce un poco cuando se introducen las demás variables explicativas. El efecto final se encuentra entre 0.28 y 0.3 puntos porcentuales. El estimador para el crecimiento promedio en los cursos de ciencias se mantiene significativo para todas las estimaciones con controles y para el modelo que intenta controlar por los potenciales “confounders”. El efecto final se mantiene alrededor de 0.4 puntos porcentuales (efecto muy parecido al de la muestra total). Lo cual quiere decir que, así como para la muestra total, el pasar de la media al percentil 75 significa un aumento de 1.2 puntos porcentuales y pasar al percentil 90 significa un 2.5 adicional en la propensión a elegir una carrera STEM. Asimismo, el coeficiente para la variación promedio en el desempeño en los cursos de letras tiene el signo esperado. El efecto final de

esta variable explicativa se encuentra alrededor de 0.55 puntos porcentuales y no hay una pérdida dramática de significancia (de 0.01 a 0.05).

Los resultados mostrados en estas tablas parecen indicar que, como se discutió en el Marco Teórico del presente trabajo de investigación, la percepción del grado de maleabilidad de la habilidad propia puede tener un efecto significativo (aunque pequeño) al momento de optar por un tipo de carrera. Del mismo modo, acorde con la literatura, la división de los cursos en matemática y ciencia revela que no solamente es relevante la tenencia de una Teoría Implícita Incremental o de Entidad si no que existen efectos heterogéneos entre las habilidades que se perciben como necesarias. Adicionalmente, dado el efecto encontrado de las variables asociadas a los cursos de letras, sería la percepción relativa la que influye en la decisión de elegir una carrera STEM o no STEM. Es decir, ceteris paribus de la autoeficacia y teoría implícita de matemática y ciencias, aquellos postulantes que tengan una autoeficacia y teoría implícita incremental más altas en los cursos de letras, serán más propensos a seguir una carrera no STEM.

## **VII. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES DE POLÍTICA**

La presente investigación ha intentado construir un modelo que adiciona una medición del grado de Teorías Implícitas y evalúa su significancia para la toma de una decisión trascendental. La importancia de las Teorías Implícitas y los efectos de los tratamientos que intentan mejorarlas se han estudiado a relativa profundidad. Incluso, se ha aplicado a la realidad peruana mediante el programa “Expande tu mente” impartido por el Ministerio de Educación, con resultados similares a los encontrados en la revisión de literatura empírica. Sin embargo, existe muy poca literatura acerca de la relación existente entre esta característica individual y la toma de una decisión. Por ende, los hallazgos de esta tesis dan evidencia acerca de su relevancia en la decisión de emprender una actividad bastante importante.

Los efectos hallados se encuentran acorde con el modelo teórico adaptado de Zafar (2009) y a la operacionalización de Van Alderen y Walma (2016). Del mismo modo, se mantienen robustos a la inclusión de variables de control y a la corrección por sesgo de selección de la muestra. Por otro lado, se pone en evidencia los efectos heterogéneos cuando se separa la muestra de universitarios y técnicos. Las variables de Teorías Implícitas son más relevantes para la muestra de estudiantes que optan por una carrera superior técnica que universitaria. Además, de acuerdo a los efectos encontrados, el modelo teórico debe ser expandido para tener en cuenta la importancia relativa de las variables de Autoeficacia y Teorías Implícitas. Adicionalmente, se considera necesario

evaluar las implicancias de la asociación negativa entre los cursos de letras y la elección de una carrera STEM, puesto que esta habilidad es necesaria para la formación de profesionales con pensamiento crítico y capacidad introspectiva para la solución de problemas.

Desde el punto de vista de las recomendaciones de política, esta investigación da luces sobre la importancia de las Teorías Implícitas para la toma de una decisión tan trascendental como la elección de una carrera. Más aun, teniendo en cuenta que aquellos que postulan al Programa de Becas no pueden cambiar de carrera una vez que el financiamiento ha empezado, esta decisión es de carácter definitivo. Por lo que se tienen (NUMERO) de recomendaciones. En primer lugar, las Teorías Implícitas deben estudiarse en campos distintos a la toma de decisiones (en variables como productividad, efectividad y mejora de la performance). En segundo lugar, programas como “Expande tu mente” deberían expandirse y convertirse en iniciativas de política educativa integral. Como tercera recomendación, los policy makers interesados en el aumento del capital humano de tipo STEM pueden implementar políticas que mejoren la clase de Teorías Implícitas relacionadas a las materias relevantes a estas carreras en la población objetivo. Así, la brecha existente entre los países de Latinoamérica y Perú puede empezar a reducirse.

## **REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

Anelli M. & Peri G. (2015) Gender of siblings and choice of college major. CESifo Economic Studies, 61(1)

Avolio, B., Vilchez, C., & Chávez J. (2018) Factores que influyen en el ingreso y desarrollo laboral de las mujeres en Carreras vinculadas a la ciencia, tecnología e innovación. Informe y presentación para el Consejo de Investigación Económica y Social.

Bandura A. (1977) Self-efficacy: Toward a Unifying Theory of Behavioral Change. Psychological Review. Vol. 84, No. 2, 191-215

Bandura A. (1989) Human Agency in Social Cognitive Theory. American Psychologist. Vol. 44, No. 9, 1175-1184

Bandura A. (1999) Social cognitive theory: An agentic perspective. Asian Journal of Social Psychology. 2: 21-41

Bell A., Chetty R., Jaravel X., Petkova N & Van Reenen J. (2017) Who Becomes an Inventor in America? The Importance of Exposure to Innovation. Centre of Economic Performance Discussion Paper 1519.

Blackwell, L. S., Trzesniewski, K. H., & Dweck, C. S. (2007). Implicit theories of intelligence predict achievement across an adolescent transition: A longitudinal study and an intervention. Child Development, 78, 246–263.

Brown, S. D., Lent, R. W., & Larkin, K. C. (1989) Self-efficacy as a moderator of scholastic aptitude-academic performance relationships.

Brummelman, E., Thomaes, S., Orobio de Castro, B., Overbeek, G., & Bushman, B. J. (2014). “That’s not just beautiful—That’s incredibly beautiful!”: The adverse impact of inflated praise on children with low self-esteem. Psychological Science, 25, 728–735

Croak M. (2018) The Effects of STEM Education on Economic Growth. Honors Theses. 1705. <https://digitalworks.union.edu/theses/1705>

Cupani, M. & Pérez, E. (2006) Metas de elección de carrera: contribución de los intereses vocacionales, la autoeficacia y los rasgos de personalidad. Interdisciplinaria. 23, 1, 81-100

De Leon T. & Rodriguez R. (2008) El Efecto de la Orientación Vocacional en la Elección de Carrera. REMO: Volumen V, Número 13: 10-16

Garrod L. & Lyons B. (2016) Early settlement in European merger control. The journal of industrial economics. Volume LXIV. 27-64

Glewe P. & Miguel E. (2008) The Impact of Child Health and Nutrition on Education in Less Developed Countries. Handbook of Development Economics Volume 4 Chapter 56

Good, C., Aronson, J., & Harder, J. A. (2008). Problems in the pipeline: Stereotype threat and woman's achievement in high-level math courses. *Journal of Applied Developmental Psychology*, 29, 17–28.

Good, C., Aronson, J., & Inzlicht, M. (2003). Improving adolescents' standardized test performance: An intervention to reduce the effects of stereotype threat. *Journal of Applied Developmental Psychology*, 24, 645–662.

Iguñiz R., Chan M. & Mamani S. (2018) Estudio exploratorio de las actividades científicas Extracurriculares en el interés de las niñas y adolescentes por las carreras en ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas, en el marco de la política de fomento de carreras de CyT. Informe y presentación para el Consejo de Investigación Económica y Social.

Han S. & Buchmann C. (2016) Aligning Science Achievement and STEM Expectations for College Success: A Comparative Study of Curricular Standardization. *The Russell Sage Foundation Journal of the Social Sciences*, Vol. 2, No. 1: 192-211

Heckman, J. J. (1979) Sample Selection Bias as a Specification Error. *Econometrica*, 47, 1, 53-161

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Intuitive prediction: Biases and corrective procedures. *Management Sciences*, 12, 313–327.

Lent, R. W., Larkin, K. C., & Brown, S. D. (1989) Relation of self-efficacy to inventoried vocational interests. *Journal of Vocational Behavior*, 34(3), 279–288.

Lent, R. W., & Brown, S. D. (1996) Social Cognitive Approach to Career Development: An Overview. *The career development quarterly*. 44: 310-321

Lent, R. W., & Brown, S. D. (2008) Social Cognitive Career Theory and Subjective Well-Being in the Context of Work. *Journal of career assessment*. 16. 1: 6-21

Lent, R. W., Brown, S. D. & Hacket G. (1994) Toward a unifying Social Cognitive Theory of Career and Academic Interest, Choice and Performance. *Journal of Vocational Behavior*. 45, 79-122

Lent, R. W., Sheu, H., Singley, D., Schmidt, J. A., Schmidt, L. C., & Gloster, C. S. (2008). Longitudinal relations of self-efficacy to outcome expectations, interests, and major choice goals in engineering students. *Journal of Vocational Behavior*, 73, 328–335.



- Lepel, K., Williams, M., & Waldauer C. (2001) The Impact of Parental Occupation and Socioeconomic Status on Choice of College Major. *Journal of Family and Economic Issues*, Vol. 22(4): 373-394
- Maple, S., & Stage, F. (1991) Influences on the Choice of Math/Science Major by Gender and Ethnicity. *American Educational Research Journal*. Vol. 28, No. 1, pp. 37-60
- Miranda, A., and S. Rabe-Hesketh. (2006) Maximum likelihood estimation of endogenous switching and sample selection models for binary, ordinal, and count variables. *Stata Journal* 6: 285–308.
- Navarro C., & Casero, A (2012) Análisis de las diferencias de género en la elección de estudios universitarios. *Estudios sobre educación* vol. 22: 115-132.
- Navarro R., Flores, L. & Worthington R. (2007) Mexican American Middle School Students' Goal Intentions in Mathematics and Science: A Test of Social Cognitive Career Theory. *Journal of Counseling Psychology*. Vol. 54, No. 3, 320–335
- Pesantes M., Cardenas C. & Lema C. (2018) Nosotras también podemos: Mujeres indígenas en la Universidad de la Amazonía Peruana y la Universidad Científica del Perú
- Pomerantz, E. M., & Kempner, S. G. (2013). Mothers' daily person and process praise: Implications for children's theory of intelligence and motivation. *Developmental Psychology*, 49, 2040–2046.
- Ramos Zandoval R. & Ramos Diaz J. (2018) Intereses persistencia y metas: Una aplicación desde el Modelo Cognitivo Social de Desarrollo de la Carrera en mujeres estudiantes de ingeniería en universidades de Lima Norte. Informe y presentación para el Consejo de Investigación Económica y Social.
- Turner S. E. & Bowen W. G. (1999) Choice of Major: The Changing (Unchanging) Gender Gap. *Industrial and Labor Relations Review*, Vol. 52, No. 2: 289-313
- Valle, V. A., & Frieze, I. H. (1976). Stability of causal attributions as a mediator in changing expectations for success. *Journal of Personality and Social Psychology*, 33(5), 579–587.
- Van Aalderen-Smeets S., Walma van der Molen J. H., (2016) Modeling the relation between students' implicit beliefs about their abilities and their educational STEM choices. *International Journal of Technology Design Education* 28: 1–27

Van de Ven W. & Van Praag B. (1981) The demand for deductibles in private health insurance: A probit model with sample selection. *Journal of Econometrics* 17. 229-252.

Wang, X. (2013) Why Students Choose STEM Majors: Motivation, High School Learning, and Postsecondary Context of Support. *American Educational Research Journal*. 50, No. 5: 1081–1121

Watkins J. & Mazur E. (2013) Retaining Students in Science, Technology, Engineering, and Mathematics (STEM) Majors. *Journal of College Science Teaching*. Vol. 42, No. 5: 36-41

Weiner B. (1979) A Theory of Motivation for Some Classroom Experiences. *Journal of Educational Psychology*. Vol. 71, No. 1,3-25

Weiner B. (1985) An Attributional Theory of Achievement Motivation and Emotion. *Psychological Review*. Vol. 92, No. 4, 548-573

Winters J. (2013) STEM Graduates, Human Capital Externalities, and Wages in the U.S. Institute of Labor Economics Discussion Paper 7830.

Winters J. (2014) Foreign and Native-Born STEM Graduates and Innovation Intensity in the United States. Institute of Labor Economics Discussion Paper 8575.

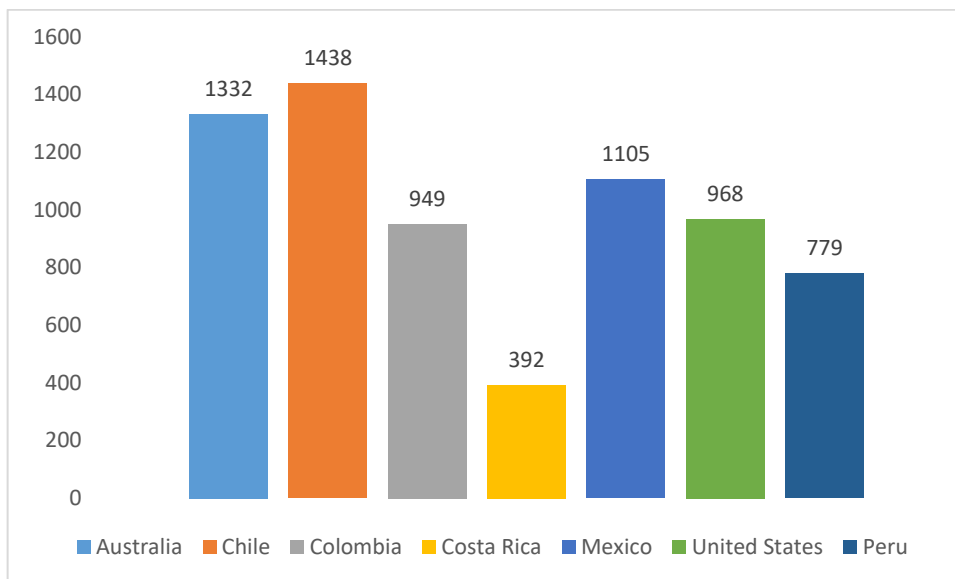
Wolford, G., Miller, M. B., & Gazzaniga, M. (2000). The left hemisphere's role in hypothesis formation. *The Journal of Neuroscience*, 20(RC64), 1–4.

Zafar, B. (2009) College major choice and the gender gap, Staff Report, Federal Reserve Bank of New York, No. 364



**ANEXOS**

Gráfico 3. Graduados STEM por millón de habitantes (OCDE 2016).



Fuente: OCDE, ENEUU. Elaboración propia

Tabla A. Descriptivos de las variables de Teorías Implícitas por tipo de muestra.

<b>Total</b>	<b>Crec. mate.</b>	<b>Crec. ciencias</b>	<b>Crec. letras</b>	<b>Univers.</b>	<b>Crec. mate.</b>	<b>Crec. ciencias</b>	<b>Crec. letras</b>
media	2.92	2.66	2.90	media	2.88	2.59	2.77
desv.	4.06	3.95	2.73	sd	3.93	3.90	2.73
p10	-2.08	-2.35	-0.38	p10	-2.07	-2.34	-0.49
p25	0.20	0.12	1.10	p25	0.24	0.10	0.98
p50	2.68	2.37	2.80	p50	2.66	2.22	2.63
p75	5.63	5.35	4.62	p75	5.38	5.19	4.43
p90	8.20	7.84	6.43	p90	8.08	7.74	6.30
min	-10.34	-11.01	-8.95	min	-8.78	-9.53	-6.21
max	19.12	22.88	14.55	max	17.77	17.30	14.10

*N* = 8,023 *N* = 3,489

<b>Técnicos</b>	<b>Crec. mate.</b>	<b>Crec. ciencias</b>	<b>Crec. letras</b>
media	2.96	2.70	3.00
sd	4.15	3.99	2.74
p10	-2.12	-2.37	-0.36
p25	0.19	0.14	1.21
p50	2.70	2.44	2.95
p75	5.79	5.39	4.74
p90	8.25	7.89	6.50
min	-10.34	-11.01	-8.95
max	19.12	22.88	14.55

*N* = 4,534

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla B. Probit muestra total

Variables	1	2	3	4
Crec. matemáticas	0.00292 (0.00408)	0.00685 (0.00423)	0.00681 (0.00423)	0.00676 (0.00424)
Crec. ciencias	0.0162*** (0.00426)	0.0130*** (0.00441)	0.0129*** (0.00442)	0.0129*** (0.00443)
Crec. letras	-0.0186*** (0.00644)	-0.0148** (0.00671)	-0.0147** (0.00676)	-0.0149** (0.00677)
Prom. mate.	0.154*** (0.0133)	0.104*** (0.0138)	0.103*** (0.0139)	0.103*** (0.0140)
Prom. cienc.	0.0893*** (0.0194)	0.0608*** (0.0201)	0.0606*** (0.0201)	0.0609*** (0.0201)
Prom. letr.	-0.191*** (0.0213)	-0.0380* (0.0227)	-0.0386* (0.0229)	-0.0393* (0.0229)
Mujer		-0.883*** (0.0306)	-0.883*** (0.0308)	-0.883*** (0.0309)
Edad		0.0183 (0.0130)	0.0243* (0.0132)	0.0261* (0.0133)
Lengua		0.0650* (0.0373)	0.0528 (0.0391)	0.0529 (0.0391)
Hogar ambos			0.0762* (0.0417)	0.0751* (0.0417)
Sexo jefe			0.0118 (0.0438)	0.0107 (0.0439)
Años educ. jefe			0.00367 (0.00412)	0.00385 (0.00413)
Bienes			0.00785 (0.00800)	0.00765 (0.00802)
NBI			0.0293** (0.0130)	0.0301** (0.0132)
Rural			-0.0236 (0.0369)	-0.0210 (0.0378)
Horas capital			-0.0127** (0.00533)	-0.0123** (0.00541)
Publico			-0.118** (0.0543)	-0.123* (0.0641)
Índice escolar 1				0.0150 (0.0177)
Índice escolar 2				-0.00290 (0.0190)
Índice escolar 3				-0.0224 (0.0189)
Índice escolar 4				0.00389 (0.0221)
Índice escolar 5				0.0140 (0.0214)
Constant	-0.726*** (0.180)	-1.727*** (0.341)	-1.840*** (0.362)	-1.884*** (0.363)
r <sup>2</sup> _p	0.0277	0.106	0.108	0.108

N = 8023; Standard errors in parentheses; \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\* p<.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla C. Probit muestra universitarios

Variables	1	2	3	4
Crec. matemáticas	0.00345 (0.00664)	0.00692 (0.00677)	0.00709 (0.00679)	0.00746 (0.00681)
Crec. ciencias	0.0147** (0.00676)	0.0120* (0.00688)	0.0125* (0.00691)	0.0123* (0.00692)
Crec. letras	-0.00266 (0.0102)	-0.00273 (0.0105)	-0.00307 (0.0105)	-0.00194 (0.0106)
Prom. mate.	0.218*** (0.0197)	0.184*** (0.0202)	0.188*** (0.0204)	0.190*** (0.0205)
Prom. cienc.	0.0628** (0.0295)	0.0382 (0.0302)	0.0367 (0.0302)	0.0377 (0.0302)
Prom. letr.	-0.121*** (0.0326)	-0.0249 (0.0342)	-0.0203 (0.0344)	-0.0242 (0.0344)
Mujer		-0.658*** (0.0469)	-0.652*** (0.0472)	-0.646*** (0.0474)
Edad		-0.00618 (0.0230)	-0.00159 (0.0235)	-0.00258 (0.0236)
Lengua		-0.0544 (0.0622)	-0.0777 (0.0653)	-0.0835 (0.0655)
Hogar ambos			0.0305 (0.0637)	0.0263 (0.0638)
Sexo jefe			0.00708 (0.0660)	0.00665 (0.0662)
Años educ. jefe			0.00356 (0.00626)	0.00406 (0.00628)
Bienes			-0.0147 (0.0114)	-0.0153 (0.0114)
NBI			0.0150 (0.0195)	0.0149 (0.0198)
Rural			0.0301 (0.0607)	0.0291 (0.0622)
Horas capital			0.000210 (0.00941)	-0.000189 (0.00951)
Publico			-0.0969 (0.0680)	-0.0189 (0.0900)
Índice escolar 1				-0.00303 (0.0259)
Índice escolar 2				-0.0161 (0.0282)
Índice escolar 3				-0.0186 (0.0277)
Índice escolar 4				-0.0492 (0.0338)
Índice escolar 5				0.0909*** (0.0338)
Constant	-2.492*** (0.331)	-2.560*** (0.569)	-2.734*** (0.606)	-2.778*** (0.607)
r <sup>2</sup> _p	0.0534	0.0948	0.0962	0.0979

N = 3489; Standard errors in parentheses; \* p&lt;.1, \*\* p&lt;.05, \*\*\* p&lt;.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla D. Probit Muestra técnicos

Variables	1	2	3	4
Crec. matemáticas	0.00569 (0.00520)	0.00961* (0.00548)	0.00952* (0.00549)	0.00913* (0.00550)
Crec. ciencias	0.0186*** (0.00551)	0.0148** (0.00581)	0.0140** (0.00584)	0.0140** (0.00585)
Crec. letras	-0.0276*** (0.00834)	-0.0212** (0.00884)	-0.0211** (0.00894)	-0.0211** (0.00895)
Prom. mate.	0.0969*** (0.0186)	0.0239 (0.0196)	0.0236 (0.0198)	0.0242 (0.0198)
Prom. cienc.	0.113*** (0.0260)	0.0810*** (0.0274)	0.0812*** (0.0275)	0.0822*** (0.0275)
Prom. letr.	-0.218*** (0.0293)	-0.0317 (0.0317)	-0.0352 (0.0319)	-0.0371 (0.0319)
Mujer		-1.059*** (0.0408)	-1.061*** (0.0411)	-1.063*** (0.0413)
Edad		0.0174 (0.0160)	0.0251 (0.0163)	0.0295* (0.0166)
Lengua		0.148*** (0.0470)	0.129*** (0.0495)	0.130*** (0.0496)
Hogar ambos			0.122** (0.0556)	0.116** (0.0557)
Sexo jefe			0.0245 (0.0593)	0.0176 (0.0596)
Años educ. jefe			0.00290 (0.00560)	0.00295 (0.00563)
Bienes			0.0279** (0.0115)	0.0282** (0.0115)
NBI			0.0490*** (0.0178)	0.0509*** (0.0181)
Rural			-0.0511 (0.0470)	-0.0421 (0.0482)
Horas capital			-0.0202*** (0.00659)	-0.0193*** (0.00670)
Publico			-0.146 (0.0932)	-0.189* (0.0996)
Índice escolar 1				0.0303 (0.0245)
Índice escolar 2				0.00325 (0.0261)
Índice escolar 3				-0.0274 (0.0264)
Índice escolar 4				0.0438 (0.0299)
Índice escolar 5				-0.0377 (0.0284)
Constant	0.150 (0.278)	-0.890* (0.471)	-1.042** (0.496)	-1.105** (0.500)
r <sup>2</sup> _p	0.0175	0.133	0.137	0.138

N = 4534; Standard errors in parentheses; \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\* p<.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia



Tabla E. Efectos marginales muestra total

Variables	1	2	3	4
Crec. matemáticas	0.00113 (0.00158)	0.00242 (0.00149)	0.00240 (0.00149)	0.00238 (0.00149)
Crec. ciencias	0.00626*** (0.00164)	0.00458*** (0.00155)	0.00455*** (0.00156)	0.00454*** (0.00156)
Crec. letras	-0.00718*** (0.00249)	-0.00522** (0.00236)	-0.00518** (0.00238)	-0.00523** (0.00238)
Prom. mate.	0.0594*** (0.00502)	0.0366*** (0.00483)	0.0363*** (0.00486)	0.0364*** (0.00487)
Prom. cienc.	0.0346*** (0.00747)	0.0215*** (0.00708)	0.0214*** (0.00707)	0.0214*** (0.00707)
Prom. letr.	-0.0739*** (0.00810)	-0.0134* (0.00802)	-0.0136* (0.00804)	-0.0138* (0.00805)
Mujer		-0.312*** (0.00897)	-0.311*** (0.00902)	-0.311*** (0.00906)
Edad		0.00646 (0.00458)	0.00854* (0.00464)	0.00918* (0.00470)
Lengua		0.0229* (0.0131)	0.0186 (0.0138)	0.0186 (0.0138)
Hogar ambos			0.0268* (0.0147)	0.0264* (0.0147)
Sexo jefe			0.00417 (0.0154)	0.00376 (0.0154)
Años educ. jefe			0.00129 (0.00145)	0.00136 (0.00145)
Bienes			0.00276 (0.00282)	0.00269 (0.00282)
NBI			0.0103** (0.00457)	0.0106** (0.00465)
Rural			-0.00831 (0.0130)	-0.00738 (0.0133)
Horas capital			-0.00449** (0.00188)	-0.00434** (0.00190)
Publico			-0.0415** (0.0191)	-0.0434* (0.0226)
Índice escolar 1				0.00529 (0.00622)
Índice escolar 2				-0.00102 (0.00670)
Índice escolar 3				-0.00789 (0.00667)
Índice escolar 4				0.00137 (0.00779)
Índice escolar 5				0.00494 (0.00754)

N = 8023; Standard errors in parentheses; \* p&lt;.1, \*\* p&lt;.05, \*\*\* p&lt;.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla F. Efectos marginales universitarios

Variables	1	2	3	4
Crec. matemáticas	0.00130 (0.00249)	0.00248 (0.00243)	0.00254 (0.00243)	0.00266 (0.00243)
Crec. ciencias	0.00551** (0.00254)	0.00430* (0.00246)	0.00446* (0.00247)	0.00439* (0.00247)
Crec. letras	-0.000999 (0.00385)	-0.000979 (0.00375)	-0.00110 (0.00377)	-0.000693 (0.00378)
Prom. mate.	0.0821*** (0.00701)	0.0658*** (0.00697)	0.0671*** (0.00704)	0.0678*** (0.00704)
Prom. cienc.	0.0236** (0.0111)	0.0137 (0.0108)	0.0131 (0.0108)	0.0135 (0.0108)
Prom. letr.	-0.0455*** (0.0122)	-0.00892 (0.0122)	-0.00727 (0.0123)	-0.00865 (0.0123)
Mujer		-0.236*** (0.0153)	-0.233*** (0.0154)	-0.231*** (0.0155)
Edad		-0.00221 (0.00826)	-0.000567 (0.00840)	-0.000922 (0.00842)
Lengua		-0.0195 (0.0223)	-0.0278 (0.0233)	-0.0298 (0.0233)
Hogar ambos			0.0109 (0.0228)	0.00940 (0.0228)
Sexo jefe			0.00253 (0.0236)	0.00237 (0.0236)
Años educ. jefe			0.00127 (0.00224)	0.00145 (0.00224)
Bienes			-0.00526 (0.00407)	-0.00545 (0.00407)
NBI			0.00537 (0.00696)	0.00533 (0.00705)
Rural			0.0108 (0.0217)	0.0104 (0.0222)
Horas capital			7.50e-05 (0.00337)	-6.75e-05 (0.00339)
Publico			-0.0346 (0.0243)	-0.00675 (0.0321)
Índice escolar 1				-0.00108 (0.00924)
Índice escolar 2				-0.00573 (0.0101)
Índice escolar 3				-0.00664 (0.00990)
Índice escolar 4				-0.0176 (0.0120)
Índice escolar 5				0.0324*** (0.0120)

N = 3489; Standard errors in parentheses; \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\* p<.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla G. Efectos marginales técnicos

Variables	1	2	3	4
Crec. matemáticas	0.00222 (0.00203)	0.00328* (0.00187)	0.00323* (0.00186)	0.00309* (0.00186)
Crec. ciencias	0.00728*** (0.00214)	0.00505** (0.00198)	0.00473** (0.00198)	0.00474** (0.00198)
Crec. letras	-0.0108*** (0.00325)	-0.00724** (0.00301)	-0.00714** (0.00303)	-0.00715** (0.00303)
Prom. mate.	0.0378*** (0.00718)	0.00816 (0.00670)	0.00800 (0.00670)	0.00820 (0.00670)
Prom. cienc.	0.0443*** (0.0101)	0.0276*** (0.00932)	0.0275*** (0.00930)	0.0278*** (0.00930)
Prom. letr.	-0.0852*** (0.0112)	-0.0108 (0.0108)	-0.0119 (0.0108)	-0.0126 (0.0108)
Mujer		-0.361*** (0.0104)	-0.360*** (0.0105)	-0.360*** (0.0105)
Edad		0.00593 (0.00545)	0.00852 (0.00551)	0.00999* (0.00562)
Lengua		0.0506*** (0.0160)	0.0438*** (0.0168)	0.0441*** (0.0168)
Hogar ambos			0.0413** (0.0188)	0.0391** (0.0189)
Sexo jefe			0.00831 (0.0201)	0.00597 (0.0202)
Años educ. jefe			0.000983 (0.00190)	0.00100 (0.00191)
Bienes			0.00946** (0.00388)	0.00955** (0.00388)
NBI			0.0166*** (0.00601)	0.0172*** (0.00613)
Rural			-0.0173 (0.0159)	-0.0143 (0.0163)
Horas capital			-0.00686*** (0.00223)	-0.00653*** (0.00226)
Publico			-0.0496 (0.0316)	-0.0639* (0.0337)
Índice escolar 1				0.0103 (0.00830)
Índice escolar 2				0.00110 (0.00886)
Índice escolar 3				-0.00928 (0.00893)
Índice escolar 4				0.0148 (0.0101)
Índice escolar 5				-0.0128 (0.00962)

N = 4534; Standard errors in parentheses; \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\* p<.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla H. Estimadores Heckprobit con muestra de egresados de secundaria

Variables	Muestra total		Universitarios		Técnicos	
Crec. matemáticas	0.0067	(0.0042)	0.0075	(0.0068)	0.0088	(0.0053)
Crec. ciencias	0.0126***	(0.0044)	0.0123*	(0.0069)	0.0133**	(0.0056)
Crec. letras	-0.0146**	(0.0067)	-0.0019	(0.0105)	-0.0200**	(0.0088)
Prom. mate.	0.1020***	(0.0141)	0.1901***	(0.0210)	0.0210	(0.0193)
Prom. cienc.	0.0601***	(0.0200)	0.0377	(0.0304)	0.0792***	(0.0266)
Prom. letr.	-0.0407*	(0.0227)	-0.0243	(0.0344)	-0.0399	(0.0307)
Mujer	-0.8541***	(0.0338)	-0.6460***	(0.0511)	-1.0004***	(0.0469)
Edad	0.0272**	(0.0133)	-0.0026	(0.0237)	0.0326**	(0.0161)
Lengua	0.0581	(0.0389)	-0.0835	(0.0645)	0.1384***	(0.0484)
Hogar ambos	0.0599	(0.0419)	0.0261	(0.0644)	0.0869	(0.0553)
Sexo jefe	-0.0015	(0.0441)	0.0066	(0.0662)	-0.0184	(0.0595)
Años educ. jefe	-0.0009	(0.0045)	0.0040	(0.0065)	-0.0075	(0.0061)
Bienes	0.0060	(0.0079)	-0.0153	(0.0112)	0.0255**	(0.0112)
NBI	0.0294**	(0.0130)	0.0149	(0.0197)	0.0476***	(0.0175)
Rural	-0.0237	(0.0375)	0.0291	(0.0626)	-0.0458	(0.0468)
Horas capital	-0.0116**	(0.0054)	-0.0002	(0.0096)	-0.0173***	(0.0067)
Publico	-0.1212*	(0.0631)	-0.0189	(0.0884)	-0.1855*	(0.0968)
Índice escolar 1	0.0162	(0.0175)	-0.0030	(0.0256)	0.0311	(0.0242)
Índice escolar 2	-0.0052	(0.0188)	-0.0161	(0.0281)	-0.0010	(0.0255)
Índice escolar 3	-0.0218	(0.0186)	-0.0186	(0.0276)	-0.0253	(0.0253)
Índice escolar 4	0.0038	(0.0220)	-0.0492	(0.0338)	0.0426	(0.0287)
Índice escolar 5	0.0123	(0.0213)	0.0909***	(0.0336)	-0.0401	(0.0275)
Constante	-2.2007***	(0.3781)	-2.7836***	(0.6581)	-1.7119***	(0.5027)
Modelo de Selección						
Mujer	0.1686***	(0.0195)	0.2154***	(0.0200)	0.1245***	(0.0222)
Años educ. jefe	-0.0402***	(0.0022)	-0.0217***	(0.0022)	-0.0444***	(0.0025)
Sexo jefe	-0.1239***	(0.0214)	-0.0785***	(0.0219)	-0.1570***	(0.0243)
Primogenito	0.0901***	(0.0236)	0.0647**	(0.0268)	0.1037***	(0.0266)
Ultimo hijo	-0.0687**	(0.0305)	-0.0541	(0.0335)	-0.0730**	(0.0350)
Hijo del medio	0.4237***	(0.0350)	0.3006***	(0.0385)	0.4884***	(0.0389)
Total habitantes	-0.0883***	(0.0080)	-0.0997***	(0.0091)	-0.0733***	(0.0088)
Constante	-2.0213***	(0.0549)	-2.3717***	(0.0608)	-2.1978***	(0.0607)
athrho	0.1445***	(0.0556)	0.0020	(0.0973)	0.2794***	(0.0711)
chi2	915.17		391.53		633.49	
df_m	23.00		23.00		23.00	
N	13230.00		8250.00		8941.00	

Standard errors in parentheses; \* p&lt;.1, \*\* p&lt;.05, \*\*\* p&lt;.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla I. Efectos marginales Heckprobit con muestra de egresados de secundaria

Variables	Total	Univ	Tecn
Crec. matemática	0.00220 (0.00138)	0.00266 (0.00241)	0.00233 (0.00145)
Crec. ciencias	0.00415*** (0.00146)	0.00439* (0.00246)	0.00354** (0.00157)
Crec. letras	-0.00482** (0.00222)	-0.000693 (0.00374)	-0.00531** (0.00243)
Prom. mate.	0.0336*** (0.00496)	0.0678*** (0.00720)	0.00559 (0.00520)
Prom. cienc.	0.0198*** (0.00665)	0.0135 (0.0108)	0.0211*** (0.00757)
Prom. letr.	-0.0134* (0.00750)	-0.00866 (0.0123)	-0.0106 (0.00826)
Mujer	-0.281*** (0.0201)	-0.231*** (0.0169)	-0.266*** (0.0376)
Edad	0.00896** (0.00438)	-0.000921 (0.00847)	0.00866** (0.00437)
Lengua	0.0191 (0.0128)	-0.0298 (0.0230)	0.0368*** (0.0134)
Hogar ambos	0.0197 (0.0139)	0.00933 (0.0230)	0.0231 (0.0153)
Sexo jefe	-0.000509 (0.0145)	0.00235 (0.0236)	-0.00490 (0.0158)
Años educ. jefe	-0.000312 (0.00148)	0.00144 (0.00231)	-0.00200 (0.00154)
Bienes	0.00199 (0.00261)	-0.00546 (0.00400)	0.00678** (0.00312)
NBI	0.00969** (0.00432)	0.00533 (0.00702)	0.0127** (0.00496)
Rural	-0.00781 (0.0123)	0.0104 (0.0223)	-0.0122 (0.0125)
Horas capital	-0.00382** (0.00180)	-6.53e-05 (0.00342)	-0.00460** (0.00189)
Publico	-0.0399* (0.0209)	-0.00674 (0.0316)	-0.0493* (0.0265)
Índice escolar 1	0.00534 (0.00575)	-0.00107 (0.00914)	0.00829 (0.00649)
Índice escolar 2	-0.00171 (0.00619)	-0.00574 (0.0100)	-0.000279 (0.00679)
Índice escolar 3	-0.00719 (0.00615)	-0.00664 (0.00984)	-0.00673 (0.00681)
Índice escolar 4	0.00127 (0.00726)	-0.0176 (0.0121)	0.0113 (0.00778)
Índice escolar 5	0.00406 (0.00701)	0.0324*** (0.0120)	-0.0107 (0.00740)
Observations	8,023	3,489	4,534

Standard errors in parentheses; \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\* p<.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla J. Estimadores Heckprobit muestra admitidos

VARIABLES	Muestra total		Universitarios		Técnicos	
Crec. matemáticas	0.0067	(0.0042)	0.0075	(0.0068)	0.0089*	(0.0054)
Crec. ciencias	0.0126***	(0.0044)	0.0123*	(0.0069)	0.0135**	(0.0057)
Crec. letras	-0.0147**	(0.0067)	-0.0019	(0.0105)	-0.0203**	(0.0089)
Prom. mate.	0.1023***	(0.0141)	0.1901***	(0.0210)	0.0213	(0.0196)
Prom. cienc.	0.0602***	(0.0200)	0.0377	(0.0304)	0.0803***	(0.0269)
Prom. letr.	-0.0407*	(0.0228)	-0.0242	(0.0344)	-0.0406	(0.0312)
Mujer	-0.8603***	(0.0331)	-0.6467***	(0.0499)	-1.0152***	(0.0459)
Edad	0.0273**	(0.0133)	-0.0026	(0.0237)	0.0331**	(0.0164)
Lengua	0.0581	(0.0389)	-0.0836	(0.0645)	0.1407***	(0.0491)
Hogar ambos	0.0610	(0.0419)	0.0265	(0.0644)	0.0889	(0.0560)
Sexo jefe	0.0007	(0.0444)	0.0067	(0.0662)	-0.0139	(0.0617)
Años educ. jefe	-0.0046	(0.0054)	0.0042	(0.0086)	-0.0098	(0.0068)
Bienes	0.0060	(0.0079)	-0.0152	(0.0112)	0.0259**	(0.0113)
NBI	0.0295**	(0.0131)	0.0149	(0.0197)	0.0482***	(0.0177)
Rural	-0.0237	(0.0376)	0.0291	(0.0626)	-0.0468	(0.0475)
Horas capital	-0.0116**	(0.0054)	-0.0002	(0.0096)	-0.0175***	(0.0067)
Publico	-0.1212*	(0.0632)	-0.0189	(0.0884)	-0.1878*	(0.0982)
Índice escolar 1	0.0162	(0.0175)	-0.0030	(0.0256)	0.0314	(0.0245)
Índice escolar 2	-0.0051	(0.0189)	-0.0160	(0.0281)	-0.0009	(0.0259)
Índice escolar 3	-0.0219	(0.0187)	-0.0186	(0.0276)	-0.0256	(0.0257)
Índice escolar 4	0.0038	(0.0221)	-0.0492	(0.0338)	0.0431	(0.0291)
Índice escolar 5	0.0124	(0.0213)	0.0909***	(0.0336)	-0.0407	(0.0279)
Constante	-2.0663***	(0.3676)	-2.7755***	(0.6264)	-1.3758***	(0.4954)
<b>Modelo de Selección</b>						
Mujer	0.1541***	(0.0436)	0.1861***	(0.0534)	0.1676**	(0.0726)
Años educ. jefe	-0.0791***	(0.0052)	-0.0734***	(0.0065)	-0.0716***	(0.0084)
Sexo jefe	-0.1148**	(0.0484)	-0.0405	(0.0589)	-0.1839**	(0.0800)
Primogenito	0.1035*	(0.0622)	0.1287	(0.0809)	0.0641	(0.0912)
Ultimo hijo	-0.0935	(0.0742)	-0.0672	(0.0909)	-0.1266	(0.1238)
Hijo del medio	0.5076***	(0.0885)	0.3835***	(0.1148)	0.6330***	(0.1340)
Total habitantes	-0.0874***	(0.0181)	-0.0888***	(0.0230)	-0.0939***	(0.0291)
Constante	-1.1310***	(0.1357)	-1.2996***	(0.1763)	-1.0407***	(0.2069)
athrho	0.1308**	(0.0523)	-0.0018	(0.0975)	0.2217***	(0.0604)
chi2	998.79		410.97		668.04	
df_m	23.00		23.00		23.00	
N	9269.00		4289.00		4980.00	

Standard errors in parentheses; \* p&lt;.1, \*\* p&lt;.05, \*\*\* p&lt;.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla K. Efectos marginales Heckprobit muestra admitidos

Variables	Total	Univ	Tecn
Crec. matemáticas	0.00228 (0.00143)	0.00266 (0.00241)	0.00278 (0.00169)
Crec. ciencias	0.00429*** (0.00150)	0.00440* (0.00246)	0.00422** (0.00180)
Crec. letras	-0.00498** (0.00228)	-0.000693 (0.00374)	-0.00634** (0.00279)
Prom. mate.	0.0347*** (0.00488)	0.0678*** (0.00721)	0.00667 (0.00613)
Prom. cienc.	0.0204*** (0.00681)	0.0135 (0.0108)	0.0251*** (0.00849)
Prom. letr.	-0.0138* (0.00773)	-0.00864 (0.0123)	-0.0127 (0.00975)
Mujer	-0.292*** (0.0147)	-0.231*** (0.0162)	-0.317*** (0.0210)
Edad	0.00926** (0.00452)	-0.000922 (0.00847)	0.0103** (0.00511)
Lengua	0.0197 (0.0132)	-0.0298 (0.0230)	0.0440*** (0.0154)
Hogar ambos	0.0207 (0.0143)	0.00946 (0.0230)	0.0278 (0.0177)
Sexo jefe	0.000235 (0.0151)	0.00238 (0.0236)	-0.00434 (0.0193)
Años educ. jefe	-0.00157 (0.00179)	0.00149 (0.00307)	-0.00305 (0.00205)
Bienes	0.00205 (0.00269)	-0.00544 (0.00401)	0.00809** (0.00357)
NBI	0.0100** (0.00444)	0.00533 (0.00702)	0.0151*** (0.00559)
Rural	-0.00804 (0.0128)	0.0104 (0.0223)	-0.0146 (0.0148)
Horas capital	-0.00395** (0.00185)	-6.96e-05 (0.00342)	-0.00548** (0.00213)
Publico	-0.0412* (0.0215)	-0.00676 (0.0316)	-0.0587* (0.0308)
Índice escolar 1	0.00550 (0.00594)	-0.00109 (0.00914)	0.00982 (0.00767)
Índice escolar 2	-0.00175 (0.00640)	-0.00572 (0.0100)	-0.000294 (0.00810)
Índice escolar 3	-0.00744 (0.00635)	-0.00664 (0.00984)	-0.00802 (0.00804)
Índice escolar 4	0.00130 (0.00750)	-0.0176 (0.0121)	0.0135 (0.00913)
Índice escolar 5	0.00421 (0.00724)	0.0325*** (0.0120)	-0.0127 (0.00873)
Observations	8,023	3,489	4,534

Standard errors in parentheses; \* p&lt;.1, \*\* p&lt;.05, \*\*\* p&lt;.01

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia

Tabla L. Efectos marginales con Índice Escolar Promedio.

Variables	Muestra Total		Universitarios		Tecnicos	
	Coef.	E.E.	Coef.	E.E.	Coef.	E.E.
Crec. matemáticas	0.00241	(0.00149)	0.00251	(0.00243)	0.00326*	(0.00186)
Crec. ciencias	0.00456***	(0.00156)	0.00447*	(0.00247)	0.00478**	(0.00198)
Crec. letras	-0.00518**	(0.00238)	-0.00110	(0.00377)	-0.00716**	(0.00303)
Prom. mate.	0.0363***	(0.00487)	0.0670***	(0.00704)	0.00814	(0.00670)
Prom. cienc.	0.0214***	(0.00707)	0.0132	(0.0108)	0.0278***	(0.00931)
Prom. letr.	-0.0137*	(0.00805)	-0.00708	(0.0123)	-0.0122	(0.0108)
Mujer	-0.311***	(0.00906)	-0.233***	(0.0155)	-0.361***	(0.0105)
Edad	0.00853*	(0.00464)	-0.000520	(0.00840)	0.00847	(0.00551)
Lengua	0.0185	(0.0138)	-0.0278	(0.0233)	0.0434***	(0.0168)
Hogar ambos	0.0269*	(0.0147)	0.0109	(0.0228)	0.0414**	(0.0188)
Sexo jefe	0.00399	(0.0154)	0.00312	(0.0236)	0.00774	(0.0201)
Años educ. jefe	0.00127	(0.00145)	0.00133	(0.00224)	0.000899	(0.00190)
Bienes	0.00274	(0.00282)	-0.00520	(0.00407)	0.00939**	(0.00388)
NBI	0.0105**	(0.00465)	0.00484	(0.00705)	0.0174***	(0.00613)
Rural	-0.00757	(0.0133)	0.00857	(0.0222)	-0.0149	(0.0163)
Horas capital	-0.00441**	(0.00190)	-0.000130	(0.00339)	-0.00657***	(0.00227)
Publico	-0.0436**	(0.0208)	-0.0281	(0.0281)	-0.0557*	(0.0328)
Indice Promedio	0.00139	(0.00547)	-0.00410	(0.00880)	0.00465	(0.00689)
N	8,023		3,489		4,534	

Standard errors in parentheses; \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Fuente: PRONABEC. Elaboración propia