

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ
FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES



Impacto de la Maternidad Adolescente sobre el Logro Cognitivo

Tesis para optar por el Título de Licenciado en Economía

AUTOR

Walter Manuel Noel Paredes

ASESOR

Edmundo Pablo Beteta Obreros

Septiembre 2018

Resumen

En el presente trabajo se intentará evaluar el efecto de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo usando como proxy resultados de test estandarizados de lectura y matemáticas. Se usará una encuesta longitudinal aplicada a niños peruanos desde los 7 hasta los 19 años. Como metodología se propone hacer un emparejamiento por características observables en un momento previo al tratamiento, seguida de la estimación de la Función de Producción del Logro Cognitivo. Se encuentra un impacto negativo de 0.5 desviaciones estándar en la prueba de matemática y un impacto negativo de 0.7 en la prueba de comprensión lectora para las madres que tienen como lengua materna un idioma diferente al español.





Agradezco el apoyo que recibí de toda mi familia, en especial de mis padres y mi hermana, quienes siempre estuvieron conmigo apoyándome en todo lo que me proponía. Asimismo, agradezco a mi asesor Edmundo Beteta, quien me apoyo durante el proceso de elaboración de la presente tesis. Finalmente, quiero agradecer a mis compañeros y amigos que me apoyaron en todo momento que los necesité.

Índice

1	Introducción	8
2	Revisión de la Literatura	11
2.1	Embarazo y maternidad adolescente	11
2.2	Logro Cognitivo	15
3	Marco Metodológico	18
3.1	Modelos Teóricos de la Función de Producción del Logro Cognitivo	18
3.1.1	Especificación Contemporánea	20
3.1.2	Especificación incluyendo insumos acumulados	20
3.1.3	Especificaciones con efectos fijos	21
3.1.4	Especificación con Valor Añadido	23
3.2	Estrategia Metodológica	24
3.2.1	Diferencias Previas al Tratamiento	27
3.2.2	Distinción entre el grupo de Tratamiento y Control	29
3.2.3	Estimación del Efecto Causal de la Maternidad Adolescente	34
3.3	Data	36
4	Hipótesis	41
5	Resultados	42
5.1	Efecto Promedio	42
5.2	Heterogeneidad por Ámbito Geográfico	46
5.3	Heterogeneidad por Lengua Materna	47
6	Conclusiones	52
7	Bibliografía	56

A Características sin Emparejamiento (Ronda 3)	64
B Resultados a partir de otros Métodos de Emparejamiento	71
B.1 Efecto Promedio en Comprensión Lectora	72
B.2 Efecto Promedio en Matemáticas	76
B.3 Heterogeneidad en Ámbito Geográfico-Comprensión Lectora	80
B.4 Heterogeneidad en Ámbito Geográfico-Matemáticas	84
B.5 Heterogeneidad en Lengua Materna-Comprensión Lectora	88
B.6 Heterogeneidad en Lengua Materna-Matemáticas	92



Índice de tablas

1	Cálculo del Propensity Score usando características observables en Ronda 3 .	31
2	Características Generales de Niños del Milenio - Perú	37
3	Tratados y Controles (sin balance de características)	38
4	Resultados para Comprensión Lectora	44
5	Resultados para Matemáticas	45
6	Resultados para Comprensión Lectora (Rural)	48
7	Resultados para Matemáticas (Rural)	49
8	Resultados para Comprensión Lectora (Español)	50
9	Resultados para Matemática (Español)	51
A1	Balance de Características Generales	64
A2	Presencia de los padres	64
A3	Educación en el 2009 (año de la encuesta)	65
A4	Hábitos de Lectura	65
A5	Relaciones dentro del Hogar	66
A6	Acceso a internet	66
A7	Indicadores Socioeconómicos del Hogar	67
A8	Uso del tiempo	67
A9	Sentimientos y Actitudes de la Niña	68
A10	Sentimientos y Actitudes de la Niña en la Escuela	68
A11	Relación con los padres	69
A12	Educación Sexual	69
A13	Resultados en Test Cognitivos	70
A14	Características de la Localidad	70
B1-1	Vecino más Cercano sin reemplazo	72
B1-2	Dos Vecinos más cercanos	73

B1-3 Tres Vecinos más cercanos	74
B1-4 Emparejamiento Kernel	75
B2-1 Vecino más cercano sin reemplazo	76
B2-2 Dos Vecinos más cercanos	77
B2-3 Tres Vecinos más cercanos	78
B2-4 Emparejamiento Kernel	79
B3-1 Vecino más cercano sin reemplazo	80
B3-2 Dos Vecinos más cercanos	81
B3-3 Tres Vecinos más cercanos	82
B3-4 Emparejamiento Kernel	83
B4-1 Vecino más cercano sin reemplazo	84
B4-2 Dos Vecinos más cercanos	85
B4-3 Tres Vecinos más cercanos	86
B4-4 Emparejamiento Kernel	87
B5-1 Vecino más Cercano sin reemplazo	88
B5-2 Dos Vecinos más cercanos	89
B5-3 Tres Vecinos más cercanos	90
B5-4 Emparejamiento Kernel	91
B6-1 Vecino más Cercano sin reemplazo	92
B6-2 Dos Vecinos más cercanos	93
B6-3 Tres Vecinos más cercanos	94
B6-4 Emparejamiento Kernel	95

Índice de figuras

1	Efecto Causal del Tratamiento	25
2	Histograma de las Probabilidades Predichas	32
3	Soporte Común para el Emparejamiento	33
4	Resultados de Test Estandarizados entre Tratados y Controles (Ronda 4) . .	39



1 Introducción

El presente trabajo tiene como objetivo realizar una evaluación de impacto de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo, entendido como rendimiento en pruebas estandarizadas de matemáticas y comprensión lectora, en adolescentes mujeres de entre 18-19 años.

El trabajo buscará estimar la Función de Producción del Logro Cognitivo usando como variables de resultados test estandarizados en lectura y matemáticas tomados a una muestra de niños peruanos a lo largo de varios años¹.

La motivación de esta investigación reside, en primer lugar, en los resultados que obtuvo Perú en la Prueba Pisa (2013), en la que ocupó el último puesto de una muestra de 66 países. Este resultado, si bien muestra un panorama algo desalentador, podría esconder tras de sí un resultado aún peor. El resultado que obtuvimos, 368, 384 y 373 en Matemáticas, Lectura y Ciencias respectivamente, es un promedio de toda la muestra para Perú. Esto nos sugiere que, en principio, pueden haber niños con resultados aún inferiores y otros con resultados superiores. Identificar cuáles son las brechas que determinan los posibles resultados heterogéneos es una de las principales motivaciones de la investigación.

La segunda motivación del trabajo radica en los niveles de fecunddad adolescente en nuestro país. Según la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) del 2014, “El 14,6 % de las mujeres de 15 a 19 años de edad ya eran madres (11,7 %) o están gestando por primera vez (2,9 %)” (INEI 2015, p. 37). Si bien estos resultados pueden no ser tan altos, cuando se analizan los resultados por área de residencia surgen brechas mucho mayores: “el porcentaje de adolescentes alguna vez embarazadas del área rural (22,0 %) fue mayor en 9,8 puntos porcentuales respecto del área urbana (12,2 %)” (INEI 2015, p. 37). Asimismo, un estudio del Banco Mundial encuentra que existen efectos magnificadores para los sectores más pobres,

¹Los niños son parte del Proyecto “Niños del Milenio”, proyecto financiado por el Departamento de Desarrollo Internacional de la Universidad de Oxford

debido a la desigualdad y a la falta de oportunidades (Banco Mundial 2012, p. 9) Esta brecha nos señala que para cierta población, el problema de la fecundidad adolescente es mayor.

La tercera motivación del trabajo consiste en las consecuencias que trae que una mujer se embarace a temprana edad. Según la Organización Mundial de la Salud, “el embarazo en la adolescencia sigue siendo uno de los principales factores que contribuyen a la mortalidad materna e infantil y al círculo de enfermedad y pobreza” (2014). El embarazo adolescente y la posterior maternidad genera condiciones de riesgo tanto para la madre, para el niño y para la familia.

Por último, una cuarta motivación es la falta de investigación en este campo. En la literatura existe amplia evidencia del impacto del embarazo y maternidad adolescente sobre la deserción escolar (Molina et al. 2004), sobre la incorporación al mercado laboral (Alcazar 2005, Binstock 2013), sobre la salud (Mendoza 2013). Sin embargo, no se encuentra suficiente literatura previa que estudie la relación causal entre la maternidad adolescente y el logro cognitivo. Debido a ello, este trabajo busca contribuir a la literatura económica mediante el uso de técnicas econométricas que permitan establecer la relación causal entre ambas variables.

En este trabajo se intentará responder tres preguntas. La primera consiste en saber cuál es el impacto de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo de la joven. La segunda pregunta es si tener un menor rendimiento en el pasado genera un logro cognitivo aún menor en el presente para las que son madres. La tercer hipótesis es si existen impactos heterogéneos si se distingue por lengua materna y por ámbito geográfico.

Con los resultados de este trabajo se buscará, en primer lugar, contribuir a la literatura económica del efecto de la maternidad sobre el logro cognitivo, un tema poco estudiado y del que no se conoce en Perú. En segundo lugar, se espera que con estos resultados se pueda diseñar mejores políticas públicas enfocadas a paliar el posible efecto de la maternidad, sobre todo para poblaciones más vulnerables. Asimismo, este trabajo busca ampliar la agenda de investigación de los efectos de la maternidad adolescente, en este caso, sobre el logro cognitivo.

El trabajo seguirá la siguiente estructura: primero se detallará el estado de la literatura tanto sobre el embarazo y maternidad adolescente como sobre el logro cognitivo, en donde se presentarán algunos estudios empíricos previos. Luego, se desarrollará una sección metodológica, empezando por describir los diferentes modelos teóricos sobre la Función de Producción del Logro Cognitivo, luego se detallará la estrategia metodológica a seguir y luego se presentarán los datos con los que se estiman los resultados. A continuación se enunciarán las hipótesis a evaluar. Posteriormente, se presentarán los principales resultados. Finalmente, se enunciarán las conclusiones, limitaciones y la agenda de investigación que se desprende de este trabajo.



2 Revisión de la Literatura

Este trabajo muestra la relación poco estudiada entre dos conceptos importantes: la maternidad adolescente y el logro cognitivo de la misma madre. Se partirá por mostrar la literatura existente sobre maternidad adolescente, sus principales determinantes y sus efectos, tanto de forma teórica como empírica. Posteriormente se definirá al logro cognitivo como un elemento medible de las diferentes dimensiones del aprendizaje.

2.1 Embarazo y maternidad adolescente

La literatura económica que estudia las diferentes relaciones entre el embarazo y posterior maternidad adolescente sobre aspectos socioeconómicos es diversa. Por un lado se encuentran estudios que tratan de explicar las causas del embarazo adolescente y, por otro lado, los efectos que este tiene tanto sobre la madre como sobre el niño.

En cuanto a las causas del embarazo adolescente, las condiciones socioeconómicas preexistentes explicarían por qué algunas adolescentes se convierten en madres y otras no (Geronimus y Korenman, 1992; Luker, 1997; Stern, 1997). A nivel más general, Pantelides (2004) señala como principales causas las pautas culturales, la estructura socioeconómica o estratificación social, la estratificación por género y por etnia, y las políticas públicas dirigidas a la salud reproductiva adolescente. Näslund-Hadley y Binstock (2011) encuentran que para Perú y Paraguay son las adolescentes las que enfrentan mayores obstáculos y, por tanto, las que no aspiran a tener mayor éxito en sus vidas las que tienen más probabilidades de quedar embarazadas. Entre estos obstáculos encontramos la pobreza, bajo rendimiento educativo, inicio de la vida sexual a corta edad, violencia familiar, incidentes de abuso sexual, entre otros.

Una causa importante para este trabajo es el rendimiento escolar. Favara et al (2016) encuen-

tran que una mayor asistencia al colegio y un buen rendimiento educativo reduce el riesgo de quedar embarazada. Esto se debería a que un mejor rendimiento educativo aumentaría el costo de oportunidad de la adolescente de quedar embarazada. Aquí queremos resaltar esta primera relación de causalidad: si una adolescente tiene un mal rendimiento educativo, tiene mayores probabilidades de convertirse en madre en comparación a otra adolescente que tenga un mejor rendimiento. Al final de esta sección volveremos a este punto.

Por el lado de las consecuencias de la maternidad adolescente, como se dijo anteriormente, se ha estudiado tanto los efectos sobre la propia madre como sobre el hijo. Francesconi (2007) encuentra que haber nacido de una madre adolescente está usualmente asociado a peores resultados como una menor probabilidad de alcanzar un alto nivel educativo, mayor riesgo de inactividad, mayor probabilidad de quedar embarazada en la adolescencia y mayor probabilidad de pertenecer al decil inferior de riqueza. Con respecto a esto último, diversos estudios muestran los efectos negativos de la maternidad adolescente sobre la transmisión intergeneracional de la pobreza. Haverman, Wolfe y Peterson (1995) sostienen que la maternidad adolescente tiene un efecto sobre la inversión de capital humano de la madre y debido a este menor capital humano, se espera que su hijo crezca con en un ambiente de bajos ingresos. Asimismo, Reyes (2013) encuentra para Chile que la maternidad adolescente “ejerce una influencia negativa sobre las oportunidades económicas de las madres adolescentes (. . .)” y para el caso de los hijos de ellas “poseen mayor probabilidad de presentar atraso en el sistema educacional (es decir, mantener algún desfase entre su edad y el curso al que asisten) y de no asistir a algún sistema educativo”. En la misma línea del efecto de la maternidad adolescente sobre los niños, Bryant (2006) encuentra que estos tienen más probabilidades de nacer prematuramente y con bajo peso. Los efectos de largo plazo sobre el niño sobre lo anterior son problemas cognitivos, menores niveles de IQ (Terry-Humen et al, 2005) y una menor probabilidad de terminar la secundaria (Carter y Spear 2002).

Asimismo, desde un enfoque cualitativo, Grant y Hallman (2006) y Theron y Dunn (2006)

encuentran que el embarazo adolescente marca el fin de la educación para muchas madres debido a que estas dejan la escuela y nunca retornan. En caso que lo hagan, estas no reciben suficiente apoyo físico y emocional cuando regresan luego de dejarla temporalmente debido a su embarazo y como consecuencia de ello, muchas abandonan la escuela o no tienen éxito en culminarla (Chigona y Chetty, 2007).

Los efectos de la maternidad adolescente sobre la acumulación de capital humano y retornos futuros son claros. Chevalier y Viitanen (2003) encuentran para Inglaterra que el embarazo adolescente reduce en 12-24 % la probabilidad de continuar la educación después de los 16 años y aumenta la brecha salarial entre 12 y 24 %. Un resultado similar encuentra Montalbetti (2014) para Chile, el embarazo adolescente disminuye en 14 % la probabilidad de continuar estudios superiores y se traduce en un salario 17 % menor. Para USA, Bryant (2006) estima que el embarazo adolescente reduce la probabilidad de completar la secundaria en 23 % mientras que Hofferth et al (2001) encuentra que las madres adolescentes completan entre 1.9 y 2.2 años menos que otras chicas que retrasan la maternidad hasta la edad de 30 años o más. Asimismo, Fletcher y Wolfe (2009) encuentran para USA que la maternidad adolescente reduce el ingreso anual de un adulto joven entre \$1000 y \$2400.

Un efecto importante para este trabajo se observa sobre el rendimiento escolar. Zeck et al (2007) indican que tanto padres como madres adolescentes tienen más probabilidades, comparado con sus pares que no lo son, de tener un peor desempeño en la escuela. Asimismo, Mohase (2006) y Chigona y Chetty (2007) encuentran un alto ausentismo a la escuela debido a la maternidad, explicado por los constantes chequeos médicos, las largas colas en los hospitales, los niños se enferman seguido, etc. El apoyo recibido por los padres y/o familiares de la adolescente es otro factor importante determinante del rendimiento educativo. Por un lado, los padres pueden alejarse de la joven madre por sentir vergüenza frente a la comunidad donde viven (Chigona y Chetty, 2008). Por otro lado, puede ocurrir que los padres presten más atención al recién nacido y preocuparse menos por la madre (Mohase,

2006). Debido al estigma que existe sobre el embarazo adolescente de parte de la sociedad, la actitud que tomen los profesores tendrá un impacto sobre el desempeño de las madres. Cuando los profesores tienen un mal trato con las madres adolescentes, ellas terminan por abandonar la escuela debido a la presión (Chauke 2007). Asimismo, la actitud que tomen los compañeros de clase, como chismes, comentarios negativos, etc, tiene un efecto negativo sobre el rendimiento (Chigona y Chetty, 2008). El recibir consejería profesional también ayuda a enfrentar las dificultades y prejuicios de parte de los compañeros de clase, profesores y de la sociedad cuando regresan a la escuela (Chauke, 2007). Si la madre adolescente recibe apoyo para superar cualquier rechazo que enfrente por su condición, es posible que su rendimiento no se vea afectado. En síntesis, la literatura muestra que la maternidad adolescente tiene un impacto negativo sobre el rendimiento en la escuela y, peor aún, puede llevarla a abandonar sus estudios.

Uniendo lo dicho en el párrafo anterior con lo mencionado cuando se discutió sobre las causas de la maternidad, se encuentra que existe doble causalidad entre convertirse en madre y un mal rendimiento. Tener un mal rendimiento aumenta la probabilidad de que una adolescente se convierta en madre; y si efectivamente se convierte en madre, su rendimiento caerá aún más debido a los efectos sobre otras variables como uso del tiempo, rechazo por parte de la familia, amigos, etc.

Sin embargo, es importante aclarar la dimensión temporal de la bidireccionalidad. Es incorrecto pensar que estas relaciones de causalidad están ocurriendo al mismo tiempo. En un primer periodo observamos que, por ejemplo, un grupo de adolescentes tienen malos resultados en la escuela. La literatura nos dice que la probabilidad de que alguna de ellas se convierta en madre es mayor a la de otra chica que si tiene un buen rendimiento. Luego de observar esto, supongamos que algunas de ellas se convierten en madres y otras no. Ya en un segundo período, la literatura nos dice que el primer grupo tendrá mayores probabilidades de abandonar la escuela y, las que continúen obtendrán en promedio peores resultados

comparados a las no madres. De esta forma, la primera relación de causalidad (rendimiento educativo sobre probabilidad de ser madre) ocurre antes del evento de convertirse en madre, mientras que la segunda relación de causalidad (ser madre sobre rendimiento educativo) ocurre después. Esta identificación será la base de la metodología propuesta para que los estimadores que se encuentren reflejen los efectos causales de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo.

2.2 Logro Cognitivo

Hasta ahora hemos usado indistintamente "rendimiento educativo" y "logro cognitivo", términos que bajo ciertos contextos pueden ser muy parecidos pero que en este trabajo no necesariamente es así. Por ello, en lo que resta de este trabajo usaremos sólo la expresión logro cognitivo.

Según Ortiz, A. (2009), el logro cognitivo es el aprendizaje esperado que los alumnos deben alcanzar, los conocimientos que deben asimilar de acuerdo a la edad en que se encuentren. Se encuentra enmarcado dentro del logro educativo, un concepto mucho más amplio que además incluye "(...) las habilidades y valores que debe asimilar el estudiante" (pp. 53). La forma más difundida y estándar de medir logro cognitivo es a través de test estandarizados según la edad del niño. Uno de los más conocidos es la prueba PISA, aplicada por la OECD cada tres años en la que miden habilidades y conocimientos a adolescentes de 15 años de 72 países (2015). Por otro lado, en nuestro país, el Ministerio de Educación también hace mediciones de logro cognitivo a través de la Evaluación Censal Escolar (ECE), la cual consiste en pruebas de matemáticas y comprensión lectora a estudiantes de segundo grado de primaria y de secundaria todos los años. En Latinoamérica existen pruebas similares a la ECE que incluso miden otras dimensiones del logro cognitivo (ver Martínez, F. 2008)

El logro cognitivo se encuentra dentro de la literatura del capital humano pero es un tanto reciente. A continuación pasaremos a explicar cómo fue la evolución de esta literatura y cómo

el logro cognitivo se posicionó dentro de ella.

La importancia de la educación como insumo de la acumulación de capital humano y de sus implicancias en el futuro del niño ha sido estudiada ampliamente en la literatura económica (Mincer 1958, Schultz 1961, Becker 1962). Estos estudios se basan en los años de educación como variable principal de la acumulación del capital humano.

Mincer (1958) usa los años de educación de una persona para explicar las diferencias en salarios. En este enfoque, los años de educación son la principal fuente de heterogeneidad de capital humano. Sin embargo, la literatura antes mencionada no consideraba la heterogeneidad de los individuos y el contexto específico que cada uno enfrentaba. Es así que surgen estudios más recientes, usando data más rica en información, en los que se resalta el uso de resultados de test estandarizados como un mejor proxy de logro cognitivo (Glewwe 2002, Glewwe y Kremer 2006, Todd y Wolpin 2007). Casos empíricos en los que se evaluaron programas usando como variable de resultado estos test estandarizados pueden ser encontrados en Glewwe y Muralidharan (2015).

La explicación de usar test estandarizados para medir acumulación de capital humano ha sido estudiada en la literatura. Usando datos a nivel de niño en Inglaterra, Connolly et al (1992), Robertson y Symons (2003) y Harmon y Walker (1998) encuentran una relación positiva entre los resultados de estos test a tempranas edades con el salario que gana la misma persona en la adultez.

Más recientemente, ha surgido el interés en evaluar cómo los distintos insumos que afectan al logro cognitivo también tienen un efecto sobre las habilidades no cognitivas, así como estas pueden ser importantes insumos en la acumulación de capital humano de las personas. Así, encontramos que Heckman et al (2006) y Cunha et al. (2006) estiman tanto la formación de las habilidades cognitivas (medidas a través de test estandarizados) como el de las habilidades no cognitivas por medio de una especificación de valor añadido. En el mismo sentido, Borghans et al (2008) analiza cómo las habilidades blandas (soft-skills) tienen un impacto

importante en la acumulación de capital humano.

En la literatura empírica, destaca el trabajo de Todd y Wolpin (2007), quienes proponen un amplio marco conceptual para modelar el logro cognitivo, siendo la especificación básica con valor añadido la más usada por su capacidad de modelación y los pocos insumos que requiere.

Explicado brevemente, el trabajo de Todd y Wolpin parte del supuesto de que el logro cognitivo puede aproximarse a un test estandarizado, el cual es medido con error por factores no observables. La formación de logro cognitivo es entendido como una función de producción, cuyos insumos son características presentes y pasadas del niño, así como el componente genético. En la siguiente sección metodológica se entrará en detalle en este modelo.



3 Marco Metodológico

3.1 Modelos Teóricos de la Función de Producción del Logro Cognitivo

El marco teórico que se usará para estimar la función de producción del logro cognitivo será el propuesto por Todd y Wolpin (2003, 2007). El principal aporte del trabajo de estos autores es asumir que el proceso mediante el cual las personas adquieren nuevos conocimientos es un proceso acumulativo en el que los insumos actuales y pasados se combinan con las habilidades innatas/genéticas del niño (determinadas en la concepción) para producir el resultado cognitivo (2003, F16; 2007, p. 96).

Definimos:

- A_{ija} : medida del logro cognitivo del niño i del hogar j a la edad a .
- $Z_{ij}(a)$: un vector de insumos (de la escuela, del hogar, de la comunidad) aplicados en cualquier momento hasta la edad a .²
- μ_{ij0} : la dotación de la capacidad mental del niño determinada al momento de la concepción.

A partir de las variables anteriormente descritas, la función de producción del logro cognitivo determinada por todos los insumos aplicados durante la vida del niño viene dada por:

$$A_{ija} = A_a(Z_{ij}(a), \mu_{ij0})$$

La estimación de la ecuación anterior resulta un desafío debido a múltiples problemas:

- Las capacidades innatas no son posibles de observar.

²Estos insumos fueron aplicados cada año desde el nacimiento del niño i cada año hasta la edad a

- Las bases de datos raramente están completas, es decir, no siempre se dispone de información de los insumos aplicados durante toda la vida del niño.
- Los insumos observables pueden estar correlacionados con otros insumos no observados.
- Los resultados de los tests estandarizados que miden el logro cognitivo pueden estar medidos con error.

Todd y Wolpin (2007) proponen una implementación empírica asumiendo linealidad en los insumos y en la habilidad innata para facilidad del cálculo. Utilizan el resultado observable de algún test estandarizado (por ejemplo en matemáticas o en lectura) – T_{ija} – el cual se encuentra medido con error – ξ_{ija} . Además, se propone que X_{ija} y ν_{ija} representan los insumos observados y no observados a la edad a , respectivamente. Se asume que los insumos aplicados no dependen de la edad del niño, pero pueden depender de la edad a a la que son aplicados relativo a la edad actual ³. De esta manera, se asume que la verdadera función de producción viene dada por:

$$\begin{aligned}
 T_{ija} = & X_{ija}\alpha_1 + X_{ija-1}\alpha_2 + \dots + X_{ij1}\alpha_a + \beta_a\mu_{ij0} \\
 & + (\nu_{ija}\rho_1 + \nu_{ija-1}\rho_2 + \dots + \nu_{ij1}\rho_a) + \xi_{ija}
 \end{aligned} \tag{1}$$

De la anterior ecuación, interesa hallar estimadores consistentes e insesgados de $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_a$. Sin embargo, pueden existir importantes problemas de intentar estimar la ecuación anterior que nos pueden llevar a obtener estimadores sesgados e inconsistentes:

- Los insumos observados X pueden estar correlacionados con la capacidad innata del niño (μ_{ij0})
- Los insumos observados X pueden estar correlacionados con los insumos no observados contemporáneos y pasados ($\nu_{ija}, \nu_{ija-1}, \dots, \nu_{ij1}$)

³Esto se debe a que el retorno a la educación es una función positiva pero decreciente de la edad del niño, es decir, un insumo educativo generará mayores retornos cuando se administra a una menor edad.

En la literatura de economía de la educación se han utilizado diversas aproximaciones para modelar empíricamente la verdadera función de producción.

3.1.1 Especificación Contemporánea

Esta estrategia empírica supone que el logro cognitivo (medido por medio de un test estandarizado) puede ser explicado sólo por insumos contemporáneos, y el término de error e_{ija} incluye el efecto de la habilidad innata, cualquier insumo omitido y de insumos pasados (tanto observados como no observados):

$$T_{ija} = X_{ija}\alpha_1 + e_{ija} \quad (2)$$

donde: $e_{ija} = \beta_a\mu_{ij0} + X_{ija-1}\alpha_2 + \dots + X_{ij1}\alpha_a + (\nu_{ija}\rho_1 + \nu_{ija-1}\rho_2 + \dots + \nu_{ij1}\rho_a) + \xi_{ija}$

El principal supuesto de esta especificación para que los estimadores de α_1 sean consistentes es que los factores omitidos (insumos rezagados, insumos omitidos no observables y capacidades innatas) sean ortogonales a los insumos contemporáneos incluidos en X_{ija} :

$$\sum \hat{e}_{ija}X_{ija} = 0$$

Una aplicación empírica de esta especificación puede encontrarse en Fryer y Levitt (2004), en la que se busca estimar la brecha entre estudiantes de raza blanca y negra en resultados educativos a través de resultados de test estandarizados.

3.1.2 Especificación incluyendo insumos acumulados

Esta especificación es una extensión del modelo anterior que incluye insumos pasados pero mantiene los supuestos de ortogonalidad entre los insumos omitidos no observables y capacidades innatas con los insumos observables:

$$T_{ija} = X_{ija}\alpha_1 + X_{ija-1}\alpha_2 + \dots + X_{ij1}\alpha_a + \beta_a\mu_{ij0} + \varepsilon_{ija} \quad (3)$$

donde: $\varepsilon_{ija} = (\nu_{ija}\rho_1 + \nu_{ija-1}\rho_2 + \dots + \nu_{ij1}\rho_a) + \xi_{ija}$

3.1.3 Especificaciones con efectos fijos

3.1.3.1 Efectos fijos intra-niño

Este tipo de estimación se puede realizar cuando se dispone de múltiples observaciones para los resultados de logro cognitivo (tests estandarizados) y para los insumos para un determinado niño a diferentes edades. Si observamos al individuo i a la edad a y $a - 1$:

$$T_{ija} = X_{ija}\alpha_1 + X_{ija-1}\alpha_2 + \dots + X_{ij2}\alpha_{a-1} + X_{ij1}\alpha_a + \beta_a\mu_{ij0} + \varepsilon_{ija} \quad (4)$$

$$T_{ija-1} = X_{ija-1}\alpha_1 + X_{ija-2}\alpha_2 + \dots + X_{ij1}\alpha_{a-1} + \beta_{a-1}\mu_{ij0} + \varepsilon_{ija-1} \quad (5)$$

Si diferenciamos las ecuaciones anteriores obtendremos:

$$\begin{aligned} T_{ija} - T_{ija-1} &= (X_{ija} - X_{ija-1})\alpha_1 + (X_{ija-1} - X_{ija-2})\alpha_2 + \dots + (X_{ija-2} - X_{ija-1})\alpha_{a-1} \\ &\quad (\beta_a - \beta_{a-1})\mu_{ij0} + X_{ij1}\alpha_a + \varepsilon_{ija} - \varepsilon_{ija-1} \end{aligned} \quad (6)$$

Los parámetros de la especificación anterior pueden ser consistentemente estimados bajo las siguientes proposiciones:

- El impacto de la capacidad innata en el logro cognitivo debe ser independiente de la edad ($\beta_a - \beta_{a-1} = 0$), de modo que al diferenciar se elimina la capacidad innata.
- El impacto de un insumo dado es el mismo en diferentes períodos de la vida del niño, de modo que al diferenciar se puedan agrupar los insumos bajo el mismo estimador.

Esto puede resultar un supuesto fuerte ya que puede darse que un mismo insumo afecte de forma distinta según la edad que tenga el niño.

3.1.3.2 Efectos fijos intra-familia

El supuesto fuerte de esta especificación es que hermanos comparten parte de la misma capacidad innata (debido a los genes). Ahora, la capacidad innata (μ_{ij0}) puede dividirse en un componente común de la familia (μ_{ij0}^f) y uno específico del niño (μ_{ij0}^c). Suponiendo que se dispone de información para los hermanos i y i' , ambos observados a la edad a^4 , las ecuaciones para cada uno de ellos vendrían dadas por:

$$T_{ija} = X_{ija}\alpha_1 + X_{ija-1}\alpha_2 + \dots + X_{ij1}\alpha_a + \beta_a\mu_{ij0}^f + \beta_a\mu_{ij0}^c + \varepsilon_{ija} \quad (7)$$

$$T_{i'ja} = X_{i'ja}\alpha_1 + X_{i'ja-1}\alpha_2 + \dots + X_{i'j1}\alpha_a + \beta_a\mu_{i'j0}^f + \beta_a\mu_{i'j0}^c + \varepsilon_{i'ja} \quad (8)$$

Diferenciando ambas ecuaciones obtendremos:

$$T_{ija} - T_{i'ja} = (X_{ija} - X_{i'ja})\alpha_1 + \dots + (X_{ij1} - X_{i'j1})\alpha_a + [\beta_a(\mu_{ij0}^c - \mu_{i'j0}^c) + \varepsilon_{ija} - \varepsilon_{i'ja}] \quad (9)$$

Es posible estimar la ecuación anterior por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) y obtener estimadores consistentes para $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_a$ si se asume lo siguiente:

- El diferencial asociado a los insumos observados entre los hermanos i y i' no están asociados con diferencias en la dotación inicial de cada niño, es decir, se asume que los padres no discriminan entre hermanos en base a diferencia en su talento innato (μ_{ij0}^c y $\mu_{i'j0}^c$)⁵.

⁴Se sobreentiende que los resultados de los hermanos fueron tomados en diferentes períodos de tiempo, a no ser que sean mellizos o gemelos.

⁵Lo contrario puede ocurrir si los padres, al observar que uno de sus hijos tiene más aptitudes hacia el estudio invierten en mayores insumos en este hijo (comparado con el otro hijo). Esto puede evidenciarse en matrícula en un mejor colegio, oportunidades para aprender idiomas extranjeros, asignación de profesores

- Los insumos del hermano i' no están correlacionados con ε_{ija} (error del hermano i , el cual incluye insumo no observables presentes y pasados). Esto podría ocurrir dado que, como el niño i es mayor que el niño i' (a menos que sean mellizos o gemelos), los resultados de i fueron observados con anterioridad a la decisión de inversión en i' .

3.1.4 Especificación con Valor Añadido

Las diferentes especificaciones con efectos fijos requieren disponer de información en todos los períodos de tiempo hasta la edad a para cada niño. En la práctica es difícil disponer de dicha información para una cohorte grande de individuos. Por ello, la literatura también utiliza otra especificación que requiere menos disponibilidad de datos.

3.1.4.1 Forma Básica

En su forma más básica, la especificación del valor añadido usa como variable explicativa del logro cognitivo del niño i a la edad a , los insumos contemporáneos determinados por la escuela y por la familia, el resultado en el logro cognitivo del mismo niño pero a la edad $a-1$:

$$T_{ija} = X_{ija}\alpha + \delta T_{ija-1} + \varepsilon_{ija} \quad (10)$$

Esta especificación requiere el siguiente supuesto:

- Los coeficientes asociados a los insumos observados, no observados y a la habilidad innata decrecen geoméricamente, es decir, su impacto sobre el logro cognitivo decrece en el tiempo.

particulares, etc.

3.1.4.2 Valor Añadido con Insumos Pasados

Esta especificación es la más completa que se puede usar para poder estimar la función de producción del logro cognitivo. Requiere gran cantidad de información disponible. La especificación de esta metodología viene dada por:

$$T_{ija} = \delta_1 T_{ija-1} + \delta_2 T_{ija-2} + \dots + \delta_{a-1} T_{ij0} + B_t X_{ija} + \varepsilon_{ija} \quad (11)$$

En caso contar con información desde tempranos años de vida del niño, esta especificación no requiere hacer el supuesto que los insumos observados aplicados en períodos pasados decrecen en el tiempo.

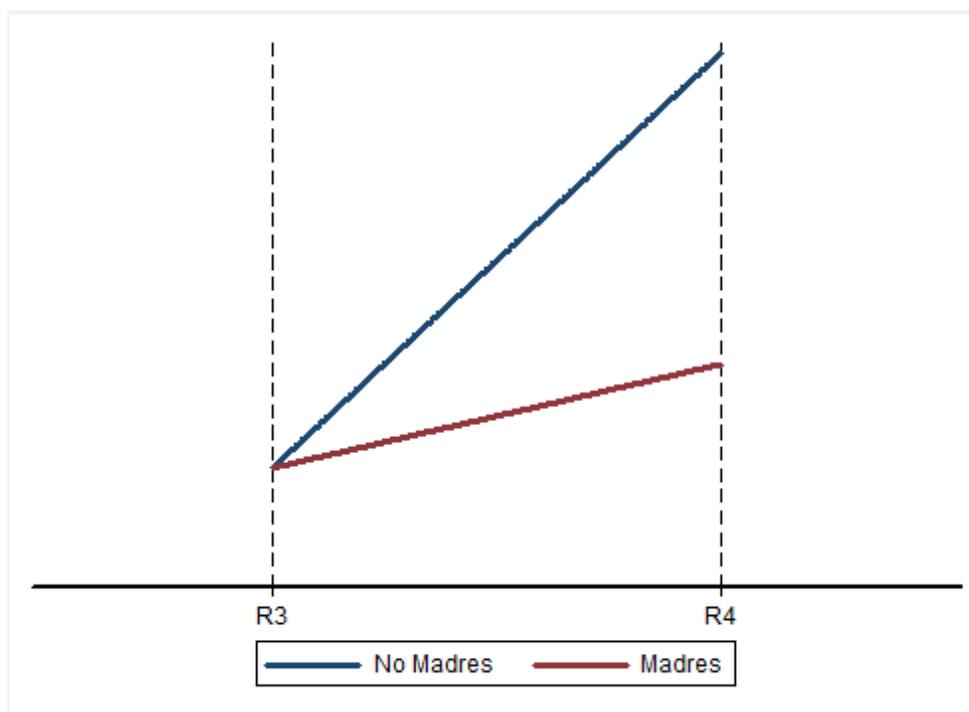
Hasta este momento se han presentado todas las estrategias metodológicas disponibles para estimar la función del logro cognitivo, ordenadas según rigurosidad y capacidad para poder aislar cualquier endogeneidad o sesgo por variables omitidas. La mejor estrategia disponible es la del valor añadido con insumos pasado ya que es la que implica menos supuestos. Sin embargo, también presenta una importante limitación empírica: la disponibilidad de datos. Debido a ello, para este trabajo se ha decidido usar la especificación con valor añadido en su forma básica, siendo esta la mejor opción dada la disponibilidad de información.

3.2 Estrategia Metodológica

Para estimar los efectos causales de la maternidad adolescente sobre el rendimiento educativo de la madre primero se tiene que encontrar la forma de que el ser madre sea independiente de cualquier característica observable y no observable al momento de quedar embarazada. De esta forma se puede asegurar que cualquier diferencia posterior al tratamiento (ser madre) se explique por dicho tratamiento.

Sin embargo, como ya se ha explicado inicialmente, hay muchas variables que pueden au-

Figura 1: Efecto Causal del Tratamiento



Elaboración Propia

mentar la probabilidad de ser madre (nivel educativo, nivel socioeconómico, características del hogar, etc.). Esta es la primera relación de causalidad descrita en el marco teórico. Es de suma importancia lograr encontrar dos grupos comparables en donde la única diferencia sistemática sea que unas son madres y las otras no ⁶. Gráficamente, podemos ver la situación que se busca en la Figura 1. Para lograr lo anteriormente descrito se procederá a realizar los siguientes pasos.

En primer lugar se procederá a identificar aquellas variables que presenten diferencias entre los grupos de tratamiento (madres) y control (no madres) originales. Para esto se verificarán un set de variables que pueden determinar que una adolescente se vuelva madre. Las variables explicativas se obtendrán de la Ronda 3 (cuando la joven aún no era madre). Se usa la Ronda 3 y no la Ronda 4 debido a que puede haber simultaneidad y doble causalidad con variables

⁶En evaluación de impacto a esto se le conoce como la definición de un contrafactual, donde este es representado la situación hipotética de cómo qué hubiera pasado con las adolescentes que son madres en caso no lo hubieran sido, manteniendo todo lo demás constante.

medidas en el mismo período. Además de ello, entendemos que el convertirse en madre se origina por circunstancias anteriores al embarazo, no posteriores. De esta forma, se verificará que antes de ser madre ya existían diferencias significativas entre ambos grupos. En base a estas diferencias se hará un emparejamiento descrito en el paso siguiente

En segundo lugar, una vez que tenemos identificadas las variables que no se encuentran balanceadas entre ambos grupos antes de que algunas de las adolescentes se conviertan en madres, procederemos a realizar un emparejamiento (*matching*) a partir de dichas características observables. Con este *propensity score* determinaremos el soporte común y usando la técnica del "vecino más cercano" (*nearest neighbour*)⁷. De este modo, ya tenemos un grupo de control y uno de tratamiento para que hacer comparaciones. Con estos pasos, se trata la primera causalidad en el sentido que la variable de ser madre es tratada como endógena en el modelo, considerándose todas las demás como exógenas para este caso. Se decidió no incluir el logro cognitivo previo a la maternidad como variable de emparejamiento debido a que todas las demás variables ya recogían el efecto de esta⁸.

En tercer lugar, procederemos a usar el Modelo de Estimación de la Función de Producción del Logro Cognitivo en su versión de Valor Añadido en su forma básica. Como se mencionó en la sección anterior, la elección de esta especificación obedece a limitaciones de los datos. Se usará el resultado de un test estandarizado medido en la Ronda 4 como variable dependiente. La variable de interés será el tratamiento (si es madre o no) y se controlarán por variables a nivel de la madre, del hogar y de la localidad. Acá se buscarán determinar los efectos de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo sobre toda la población y sobre determinados grupos usualmente vulnerables.

⁷En las pruebas de robustez se probarán otros métodos como *k-nearest neighbours matching*, *caliper matching* y *kernel matching*.

⁸Como prueba de robustez se probó hacer el emparejamiento sólo usando los test de logro cognitivo previos a la maternidad y los resultados fueron similares

3.2.1 Diferencias Previas al Tratamiento

Como se dijo anteriormente, no es posible asumir que no habían diferencias entre las adolescentes con y sin hijos antes que los tuvieran. Existen muchos determinantes que pueden llevar a que una adolescente se convierta en madre. Si bien el objetivo de este trabajo no es abordar los determinantes de la maternidad adolescente, al ver las diferencias entre ambos grupos cuando ninguna de ellas era madre podremos ver qué variables posiblemente fueron determinantes para que algunas adolescentes sean madres.

Para evaluar las diferencias entre ambos grupos se harán pruebas de medias entre los grupos de tratamiento y control en Ronda 3, cuando aún ninguna era madre. En el Apéndice A encontraremos todas las tablas donde se muestran las diferencias y, más importante, si estas diferencias son significativas.

En la Tabla A1 encontramos algunas características generales de las adolescentes. Se puede ver que no existen diferencias significativas en la edad, lo cual resulta lógico. Hablar español como lengua materna o que la madre lo tenga como lengua materna tampoco resulta ser un factor diferenciador. Sin embargo, el área de residencia sí muestra diferencias significativas, la maternidad adolescente es mayor en la zona rural. Asimismo, el nivel educativo de la madre también genera diferencias entre ambos grupos. La maternidad resulta ser menor si la madre de la adolescente tiene un nivel educativo superior.

En la Tabla A2 podemos ver que la presencia de la madre en el hogar es menor para el grupo de madres, lo que mostraría que cuando la madre no está presente la probabilidad de que la chica salga embarazada es mayor. Asimismo, la maternidad adolescente es menor cuando el padre ve a su hija adolescente a diario. Esto nos muestra la importancia que tiene la presencia de los padres para reducir la maternidad adolescente.

En la Tabla A3 encontramos información de la educación de la adolescente en el 2009. Vemos que las adolescentes que posteriormente se convertirán en madres asistían menos a la escuela;

y de las que asistían un mayor grupo se encontraban en una escuela pública. Asimismo, las madres adolescentes (antes de serlo) tenían menos años de educación que las que no se convertirán en madres.

En la Tabla A4 veremos los hábitos de lectura. Si bien no existen diferencias en tener libros en casa, cuando la adolescente disponía de muchos de ellos en su hogar (más de 20) la maternidad adolescente es menor.

En la Tabla A5 veremos las relaciones dentro del hogar. Estas preguntas se hicieron a la persona que cuida a la niña (que en la mayoría de casos es la madre). Encontramos que la maternidad adolescente es menor cuando dicha persona se preocupa y sabe cosas de la vida de la adolescente. Las principales variables que parecen influir son si conoce a sus amigos, si sabe qué hace luego de la escuela, si tiene una relación cercana, si conoce a su profesor o si tiene expectativas de que la chica llegue a ser estudiante universitaria.

En la Tabla A6 se muestran las diferencias en el acceso a internet. Si bien ambos grupos tenían el mismo ratio de acceso a internet y el número de horas a la semana, si la adolescente accede a internet desde su casa el ratio de madres es menor, mientras que si accede desde la escuela el ratio es mayor. Asimismo, vemos que la mayoría accede a través de una cabina.

En la Tabla A7 vemos que el gasto total y el per-cápita es menos para el grupo de las madres. Asimismo, las madres adolescentes provienen, en promedio, de hogares con mayor nivel de riqueza.

En la Tabla A8 encontramos la distribución del tiempo de las adolescentes. En promedio, las que se convertirán en madres dedicaban más tiempo a dormir, a hacer tareas domésticas y menos tiempo a la escuela y a estudiar.

En las Tablas A9 y A10 encontramos variables sobre los sentimientos y actitudes que tenían las adolescentes cuando ninguna era madre. Encontramos que aquellas que no se convirtieron en madres eran vistas, en promedio, más como líderes por sus amigos y sentían que tenían

oportunidades para desarrollarse.

En la Tabla A11 vemos cómo pudo afectar la relación con los padres al hecho de que la adolescente se convierta en madre. Encontramos que en promedio las que se convirtieron en madres podían hablar menos de lo que sentían con sus padres.

En la Tabla A12 se muestran variables sobre la educación sexual que tenían las adolescentes. Se ve que las que se convirtieron en madres en promedio ya habían tenido su primer encuentro sexual. Asimismo, encontramos cierto desconocimiento en estos temas. Ante la pregunta ¿es posible quedar embarazada en la primera relación sexual?, un porcentaje menor de las que se convirtieron en madre respondieron que sí, comparadas con las que no serán madres. Asimismo, las futuras madres tenían menos conocimiento sobre los riesgos de las ETS.

En la Tabla A13 vemos los resultados de test cognitivos. Se ve que las que se convertirán en madres ya tenían en promedio resultados menores a las que no lo serían.

En la Tabla A14 presentamos algunas características de la localidad donde viven las adolescentes. De estas sólo resaltaría que hay más mujeres embarazadas en localidades con mayor población.

En síntesis, los resultados antes descritos no permiten asumir que no existían diferencias entre ambos grupos antes de que algunas se convirtieran en madres. Si quisiéramos determinar el efecto de ser madre usando la asignación actual obtendríamos estimadores sesgados. La forma para solucionar este problema es presentada en la siguiente subsección.

3.2.2 Distinción entre el grupo de Tratamiento y Control

Siguiendo la metodología propuesta por Rosenbaum y Rubin (1983) se propone realizar un emparejamiento en función de las características observables de los individuos. Se aprovecha que tenemos dos cortes en el tiempo (Ronda 3 y Ronda 4) y que en la primera ninguna adolescente era madre. De esta forma, se buscará encontrar individuos del grupo de control

que sean parecidos a los del grupo de tratamiento.

El primer paso para esto es estimar la probabilidad de que una adolescente se convierta en madre en la Ronda 4 a partir de las características observables en la Ronda 3. Se consideran las variables en el período anterior porque se entiende que estas las características del pasado conllevaron a que se convierta en madre y no tanto las características del presente (donde ya es madre).

Para estimar la probabilidad de ser madre se usa un modelo logit donde se usa como variable dependiente si la adolescente se convirtió en madre y como variables independientes características observables antes que lo fuera, medidas en la Ronda 3.

El modelo a estimar será el siguiente:

$$Madre_{i,t} = X_{i,t-1}\beta + u_{i,t} \quad (12)$$

donde $Madre_{i,t}$ es una dummy que toma el valor de 1 si la adolescente se convirtió en madre en la Ronda 4 y $X_{i,t-1}$ son un set de características observadas en la Ronda 3.

Según Heckman, Ichimura, Smith y Todd (1998) la estimación de la probabilidad de participación es muy sensible a la selección de variables usadas para estimarla. La recomendación es sólo usar variables que afecten la probabilidad de convertirse en madres. Usualmente se usan variables que no cambien en el tiempo o aquellas medidas antes de ocurra el hecho (ser madre)

Las variables incluidas en el modelo logit para este caso fueron la edad, si su lengua materna es el español, si la de su madre también lo es, si vive en una zona rural, si la madre tiene un nivel educativo superior, si asiste a la escuela, si los padres tienen expectativas en ella, si los padres tienen una relación cercana con ella, el gasto per-cápita del hogar, la riqueza del hogar, el tiempo dedicado a la escuela y a estudiar, si ella considera que tiene oportunidades para desarrollarse, si puede hablar con sus padres y si ha tenido relaciones sexuales.

Tabla 1: Cálculo del Propensity Score usando características observables en Ronda 3

	Madre
Edad	0.152 (0.291)
Lengua materna: español	-0.485 (0.604)
Vive en zona rural	0.0252 (0.464)
Lengua materna de la madre: Español	1.022** (0.480)
Educación de la madre: Superior	-0.670 (0.611)
Asiste a la escuela	0.554 (1.014)
Padres tienen expectativas en ella	-0.564* (0.314)
Padres tienen relación cercana con ella	-0.832** (0.412)
Gasto per cápita del hogar	-0.000 (0.001)
Riqueza del hogar (índice)	-1.309 (1.177)
Tiempo dedicado a la escuela (horas)	-0.198 (0.132)
Tiempo dedicado al estudio (horas)	-0.132 (0.160)
Tiene oportunidades para desarrollarse	-0.0375 (0.401)
Puede hablar con sus padres	-0.589* (0.342)
Ha tenido relaciones sexuales	0.891 (0.619)
Constante	-0.770 (4.232)
Observaciones	291
Pseudo R2	0.128

Nota: Errores estándar entre paréntesis

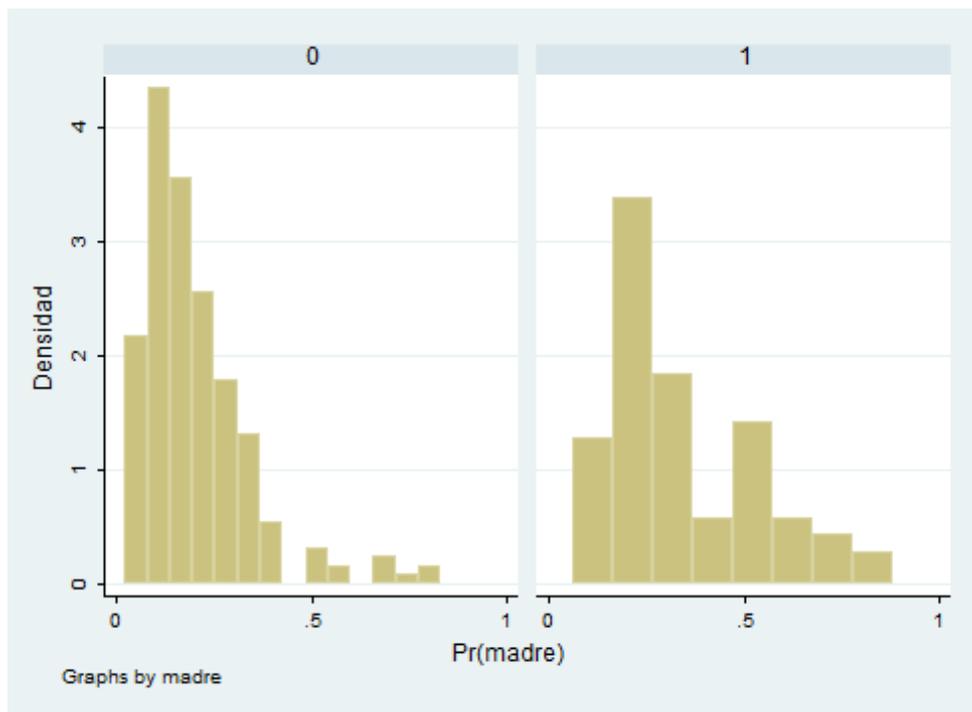
*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

A partir de los coeficientes hallados en la Tabla 3, se calcula para cada individuo del grupo de tratamiento y control la probabilidad estimada de ser madre:

$$\hat{P}(X_{i,t}) = X_{i,t-1}\hat{\beta} \quad (13)$$

En la Figura 2 se muestra el histograma de la probabilidad hallada anteriormente para cada uno de los grupos. Como se puede observar, las probabilidades de ser madres a partir de las características observables son menores en el grupo de control (izquierda).

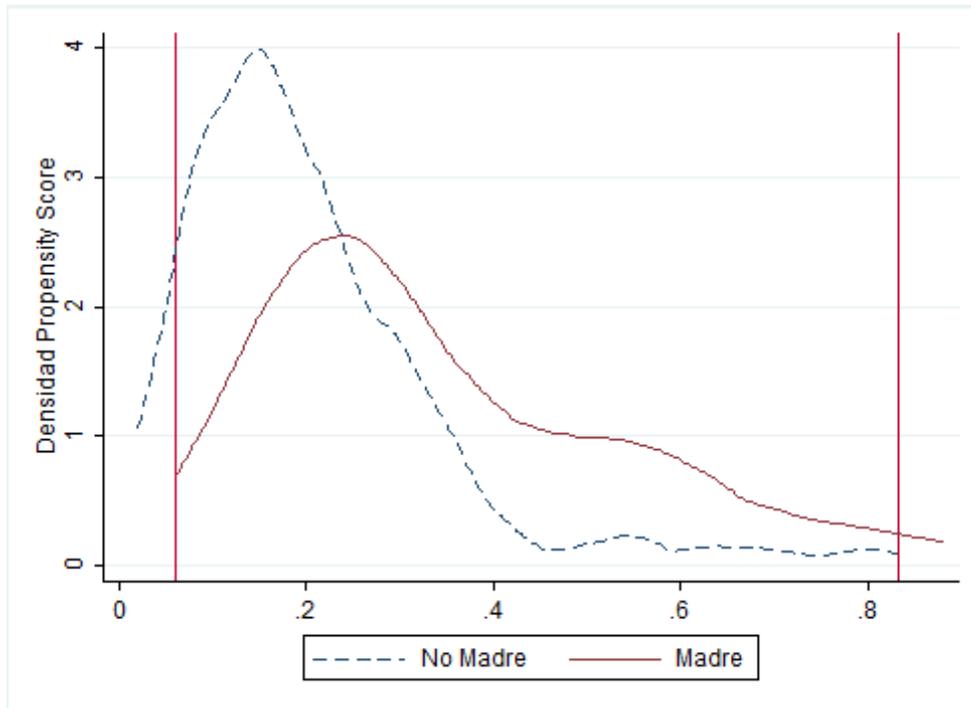
Figura 2: Histograma de las Probabilidades Predichas



A partir de las probabilidades predichas se debe buscar emparejar a los individuos del grupo de tratamiento con algunos del grupo de control que tengan una probabilidad de ser madre similar. Sin embargo, el emparejamiento tiene una restricción. Según Bernal y Peña (2011), el emparejamiento debe cumplir la condición de Soporte Común, es decir, sólo deben usarse individuos del grupo de control que tenga una probabilidad $\hat{P}(X_{i,t})$ similar a los del grupo de control.

Así, sólo debemos emparejar entre individuos que se encuentren dentro de la zona de soporte común. Si superponemos la densidad de la probabilidad de ser madres de cada uno de los grupos (Figura 3) la zona delimitada por la menor probabilidad de ser madre en el grupo de tratamiento y la mayor probabilidad en el grupo de control corresponde al soporte común (entre las líneas verticales)

Figura 3: Soporte Común para el Emparejamiento



Se escogió como algoritmo de emparejamiento al vecino más cercano con distancia máxima y con repetición ⁹. El vecino de control más cercano, $C(i)$, del individuo de tratamiento i con distancia máxima k es:

$$C(i) = \left\{ j \in D = 0 \mid \arg \min_j \|P_i(X) - P_j(X)\| \leq k \right\} \quad (14)$$

La distancia máxima óptima k fue calculada siguiendo a Austin, P. (2011), que señala que dicha distancia debe ser el 20 % de la desviación estándar de la probabilidad de participación.

⁹Se probarán otros algoritmos como los k-vecinos más cercanos y el estimador kernel

De esta forma, nos quedamos con 65 adolescentes en el grupo de tratamiento y 48 en el grupo de control. En cuanto a los pesos del grupo de control, 37 individuos fueron emparejados una vez, 9 dos veces y 2 cinco veces. Debemos señalar que el número de observaciones que usaremos es una limitación para el presente estudio ya que es posible que no se tenga el suficiente poder estadístico para detectar los efectos esperados.

Una vez determinados el grupo de tratamiento y control para el que la probabilidad de participación se encuentra balanceada se usará dicha asignación para determinar el efecto causal de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo.

3.2.3 Estimación del Efecto Causal de la Maternidad Adolescente

Una vez que tengamos identificado al grupo de control, se usará la especificación del valor añadido de la Función de Producción de Logro Cognitivo. Se ha optado por este modelo frente a los demás explicados en la sección anterior debido a que es el que mejor se adecua a los datos.

De esta forma, la ecuación a estimar sería:

$$T_i = X_i\alpha + \delta T_i^{t-1} + \gamma_1 Madre_i + \rho_i + \varepsilon_i \quad (15)$$

donde:

- α captura el efecto de los insumos contemporáneos sobre el logro cognitivo.
- δ captura el efecto de todo el pasado del niño, por medio del rendimiento pasado.
- γ_1 captura el efecto de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo. La hipótesis es que este parámetro será negativo.
- ε_i es un componente aleatorio

Como se dijo anteriormente, el tener un mal rendimiento en el pasado puede aumentar la probabilidad de ser madre y con ello generar un menor logro cognitivo en el presente. Para poder evaluar este efecto se plantea la siguiente ecuación, en donde γ_2 se espera que sea negativo.

$$T_i = X_i\alpha + \delta T_i^{t-1} + \gamma_1 Madre_i + \gamma_2 (T_i^{t-1} * Madre_i) + \rho_i + \varepsilon_i \quad (16)$$

Finalmente, se quiere conocer si existen efectos diferenciados entre ciertos grupos de interés. Si defino un grupo de interés como $D_i = 1$, el efecto marginal sobre dicho grupo se puede estimar con la siguiente ecuación, en donde γ_3 capturará dicho efecto.

$$T_i = X_i\alpha + \delta T_i^{t-1} + \gamma_1 Madre_i + \gamma_3 (D_i * Madre_i) + \rho_i + \varepsilon_i \quad (17)$$

Las variables que se usarán para controlar la función de producción fueron escogidas siguiendo a Castro y Rolleston (2015), quienes estiman la Función de Producción del Logro Cognitivo para hallar brechas entre el mundo urbano y rural para Perú, usando la base de Niños del Milenio. Las variables escogidas fueron:

- Madre mira todos los días a la niña (si=1)
- La niña recibió lactancia materna (si=1)
- La niña asistió al nido (si=1)
- Gasto per-cápita del hogar (soles del 2006)
- Gasto en entretenimiento (x1000 soles)
- Lengua materna de la niña es español (si=1)
- Lengua materna de la madre es español (si=1)
- Tiene libros en casa (si=1)

- Terminó la secundaria (si=1)
- Horas que pasa en la escuela/universidad/otro
- Convive con su pareja (si=1)
- Edad (meses)

En la siguiente sección se mostrarán los resultados hallados a partir de las ecuaciones descritas anteriormente.

3.3 Data

La fuente de datos que se utilizará para este trabajo será del estudio internacional Young Lives ¹⁰, del Departamento de Desarrollo Internacional de la Universidad de Oxford. Este estudio ha hecho un seguimiento a más de 12000 niños en Etiopía, India, Perú y Vietnam durante 15 años, por medio de cuatro rondas hasta el momento ¹¹ (2002, 2006, 2009 y 2013).

Dentro del estudio se dividió a los niños en dos cohortes según el año en que nacieron: la cohorte menor nació entre el 2001-02 mientras que la cohorte mayor nació entre 1994-1995. Para el caso del Perú, la cohorte menor está compuesta por aproximadamente 2000 niños (seguidos desde los 6-18 meses) mientras que la cohorte mayor la componen 700 niños (seguidos desde los 7-8 años). Para ver detalles del diseño y de la metodología de la encuesta ver Grade (2015).

En la Tabla 2 observamos algunas características generales de la base de datos. Para la cohorte menor se disponen de 1864 niños mientras que para la cohorte mayor disponemos de 631.

En la Tabla 3 observamos a las mujeres en la Ronda 4 diferenciadas entre madres y no madres. Vemos que aproximadamente el 25% de de la muestra ya es madre.

¹⁰Conocido en español como “Niños del Milenio”

¹¹En el 2016 se comenzó a levantar la información para la quinta y última ronda.

Para este trabajo se usarán como tratados a los niños que en la Ronda 4 (con edades de 18-19) reportaron que tenían al menos un hijo. Como controles, se usarán al resto de niños que no reportaron tener un hijo. De esta forma, tenemos a todo el grupo de niños que en la Ronda 3 aún no tenían hijos y en la Ronda 4 algunos de ellos sí los tenían ¹².

Las bases a utilizar provienen de la Ronda 3 y la Ronda 4 del estudio. Se tomarán en cuenta el cuestionario aplicado a las niñas del estudio, el cuestionario al hogar y el cuestionario a la comunidad, así como el cuestionario llenado únicamente por las niñas del estudio que ya son madres (sólo en Ronda 4).

Tabla 2: Características Generales de Niños del Milenio - Perú

	Cohorte Menor		Cohorte Mayor	
	Entrevistados	%	Entrevistados	%
	R1-R4		R1-R4	
Total	1864		631	
Género				
Niños	938	49.7	338	51.8
Niñas	926	50.4	293	48.2
Ubicación				
Urbano	1274	62.5	474	55.5
Rural	590	37.5	157	44.5
Nivel educativo de la madre				
Primaria completa o menos	542	33.9	199	48.2
Primaria completa o secundaria	974	50.6	328	42.6
Educación Superior	340	15.6	97	9.2
Primera lengua de la madre				
Español	1304	67.5	440	56.8
Lenguas Indígenas	560	35.5	186	43.2

Los porcentajes están ajustados por el diseño muestral

Fuente: Young Lives Dataset

Elaboración: Young Lives (2015)

Las variables de resultado (T_{ija}) que se obtienen de las bases de Niños del Milenio son:

- Test PPVT (Peabody Picture Vocabulary Test) es un instrumento ampliamente usado

¹²Como se explicó en la sección anterior, se usará un método de emparejamiento para seleccionar al grupo de control.

Tabla 3: Tratados y Controles (sin balance de características)

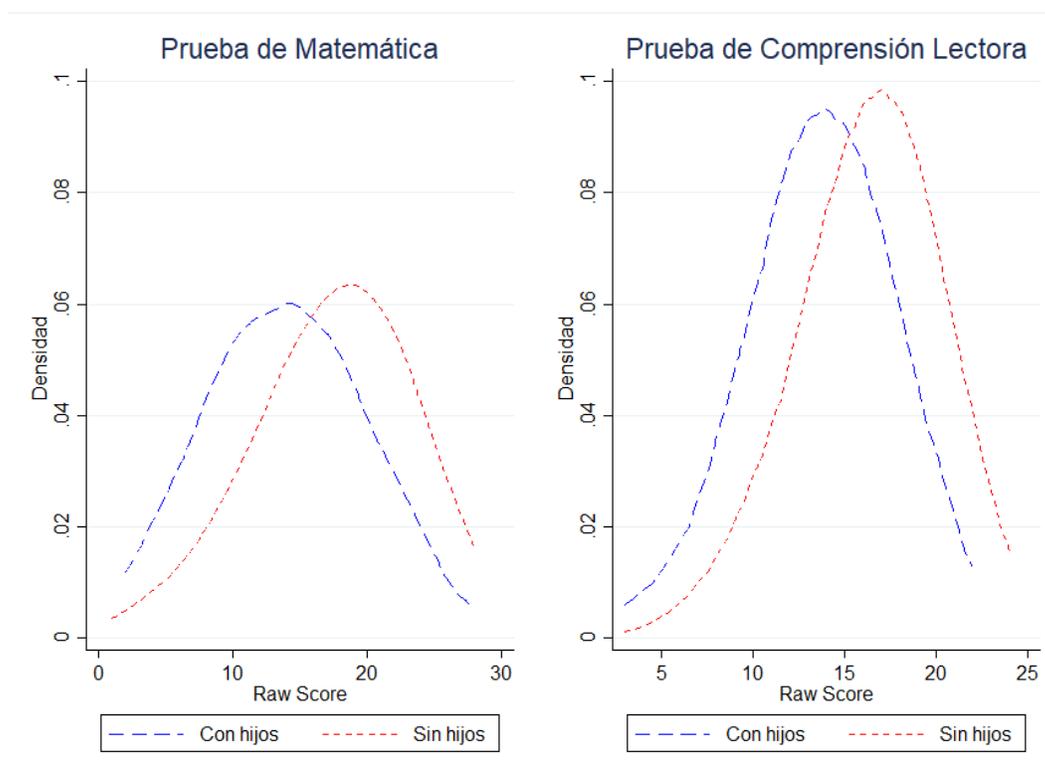
Mujeres	
Sin Hijos	222
Con Hijos	70
Total	292

para medir “vocabulario receptivo” diseñado en inglés por Dunn et al. (1997). Para el Perú se usó la versión en español para Latinoamérica y se adaptó para al contexto local. Según Cueto y León (2012), está compuesta de 125 preguntas y es tomada individualmente y sin tiempo. “La idea es que la niña debe seleccionar la imagen que mejor representa la palabra dicha oralmente por el examinador” (p. 6). Cada respuesta correcta equivale a un punto y el *raw score* es la suma de todas las preguntas correctas. Las preguntas estaban ordenadas según su dificultad. Este test sólo fue tomado hasta la Ronda 3.

- Test Cloze: se usa para medir habilidades de comprensión lectora. La versión usada en el estudio fue desarrollada por un equipo de GRADE. “El test consistía en 24 preguntas en donde se le pedía a la niña que que lea un pequeño párrafo donde faltaba una o dos palabras y la niña debía completar el párrafo escogiendo las palabras faltantes de una lista de opciones” (p. 7). Las preguntas se presentaron por orden de dificultad. Este test sólo fue tomado en la Ronda 3 para la cohorte mayor.
- Test de Matemáticas: La prueba tenía dos secciones, la primera tenía 20 preguntas que debía ser resuelta en 8 minutos mientras que la segunda tenía 10 preguntas y debía ser resuelta en 10 minutos. Esta prueba fue tomada en las Rondas 3 y 4.
- Test de Comprensión Lectora: La prueba tenía dos partes. La primera medía vocabulario a través de 6 preguntas donde se les presentaba una palabra o frase y la niña debía asociarla a una imagen. La segunda medía comprensión de textos a través de 18 preguntas. Esta prueba fue tomada en la Ronda 4.

En la Figura 4 observamos, a primera vista, que existen diferencias entre el grupo que tiene hijos y el grupo que no. Estas diferencias existen tanto para la prueba de matemáticas como en la prueba de comprensión de lectura. Sin embargo, estas diferencias pueden deberse a otros factores distintos al hecho que unas son madres y otras no. El trabajo consistirá en aislar el efecto de las otras variables y poder determinar el efecto causal de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo.

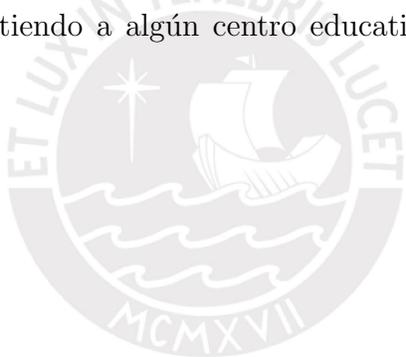
Figura 4: Resultados de Test Estandarizados entre Tratados y Controles (Ronda 4)



Es importante señalar que la literatura del logro cognitivo usa las medidas de los test (en este caso de matemática y de comprensión lectora) luego de aplicar una fórmula de estandarización, de modo que los efectos sean leídos en desviaciones estándar. Esto se da principalmente para hacer comparables los resultados de estudios que usan mediciones distintas (pruebas distintas, diferente grado de dificultad, diferente número de preguntas, etc), así como para que los resultados no se vean afectados por la variabilidad de cada muestra. Sin embargo, también existe diversas limitaciones al uso de variables estandarizadas principalmente porque

dicha estandarización puede ser sensible al nivel de dificultad del test y a la representatividad de la muestra que se usa. Para un análisis más detallado de este punto revisar Glewwe y Muralidharan (2015). Para fines de este trabajo, se trabajará con variables estandarizadas y los efectos serán medidos en desviaciones estándar.

Asimismo, una ventaja que tiene esta base de datos con respecto a otras similares (ECE, Pisa, etc) es que nosotros contamos con una medición del logro cognitivo independientemente de si la adolescente continúa asistiendo a la escuela o deserta de esta. Si sólo tuviéramos información para aquellas que continúan en la escuela y quisiéramos conocer el efecto sobre el logro cognitivo, este resultado estaría subestimado debido a que es probable que aquellas que no desertaron fueron las que tenían mejores rendimientos. De este modo, la base de "Niños del Milenio" permite hacer una estimación más precisa ya que bastaría con que controle si la adolescente continúa asistiendo a algún centro educativo para que mi estimador sea insesgado.



4 Hipótesis

Esta tesis espera poder responder a varias preguntas de interés sobre el logro cognitivo de jóvenes adolescentes mujeres que entre los 14-17 años se convirtieron en madres:

1. ¿Cuál es el impacto de la maternidad adolescente en el logro cognitivo de la joven?

La hipótesis es que, luego de controlar por covariantes, la maternidad adolescente reduce el logro cognitivo

2. ¿El tener un menor rendimiento en el pasado genera un logro cognitivo aún menor en el presente para las que son madres?

La hipótesis se basa en el hecho de que tener un menor rendimiento aumenta la probabilidad de ser madre (ex-ante). En el caso que esto ocurra, en el futuro, el rendimiento será menor dado que ahora ya es bajo.

3. ¿La maternidad adolescente tiene algún impacto adicional en ciertas poblaciones en específico?

La hipótesis es que para para madres que tienen como lengua materna un idioma diferente al español así como para aquellas que vivan en un ámbito rural se espera que el logro cognitivo se reduzca mucho más.

5 Resultados

En esta sección se presentarán los resultados de los modelos propuestos anteriormente. Primero mostraremos el efecto promedio de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo. Luego de esto, se verá el efecto adicional que tiene el pasado para las madres sobre el rendimiento actual. Finalmente, se mostrarán los efectos heterogéneos que tiene la maternidad adolescente según ámbito geográfico y lengua materna.

Los resultados presentados a continuación se basan en un emparejamiento por el vecino más cercano con repetición y distancia máxima. Para ver los resultados a partir de otros algoritmos de emparejamiento ver el Anexo B.

5.1 Efecto Promedio

Las Tablas 4 y 5 muestran los resultados del efecto de la maternidad adolescente sobre el resultado en tests de comprensión lectora y matemática. En el Panel A muestran los resultados usando el *raw score* como variable dependiente mientras que en el Panel B usan dicha variable pero luego de estandarizarla ¹³.

En la primera columna de la Tabla 4 se muestra el efecto de la maternidad sobre el logro cognitivo en comprensión lectora usando la distribución de tratados y controles de la muestra. Si bien pareciera que el efecto es muy alto (se reduce en 0.6 desviaciones estándar), este resultado es un test de medias entre grupos no comparables ya que la distinción entre madres y no madres no es aleatoria. En la segunda columna se corrige dicho problema usando la asignación entre tratados y controles obtenida a partir de una técnica de emparejamiento por características observables en un momento en que ninguna de las mujeres era madre (Ronda

¹³La estandarización se hizo a partir de la media y desviación estándar de toda la muestra de mujeres para las que se tenía sus resultados. Este procedimiento se utiliza para poder medir el efecto en desviaciones estándar sobre la media y hacer comparables los resultados sobre los test de comprensión lectora (evaluado sobre 24 puntos) y de matemática (evaluado sobre 20 puntos)

3). Vemos que el efecto se mantiene significativo y es mucho menor que el anterior. Sin embargo, este resultado omite lo que propone la teoría de la Función de Producción del Logro Cognitivo, en donde se asume que esta depende de una serie de insumos pasados y presentes, así como también de las características innatas del individuo¹⁴ (ver Marco Metodológico para una explicación más detallada).

La columna 3 controla el resultado por características de la adolescente (covariantes enunciados en la sección anterior) mientras que la columna 4 incluye la misma variable dependiente (en este caso el resultado en comprensión lectora) pero medido en un momento anterior cuando aún no era madre (Ronda 3)¹⁵. De esta forma se controla por cualquier insumo que afecta el logro cognitivo distinto al de la maternidad, mostrando que la maternidad adolescente tiene un efecto negativo de menos 0.01 desviaciones estándar, pero este no llega a ser significativo.

Pese a que no tenemos resultados significativos, el signo es el esperado, por lo que no se puede negar completamente que la maternidad no tenga efecto. Este resultado podría deberse a que no tenemos suficientes observaciones para detectar el efecto esperado. Una segunda explicación es que la maternidad adolescente no tiene un efecto directo sobre el logro cognitivo sino indirecto, es decir, que lo afecta a través de otras variables como dejar de asistir a la escuela, si no recibe el apoyo de sus padres/amigos/profesores, etc. Este resultado es consistente con lo encontrado por Alzúa y Velasquez (2018) para Uruguay.

Los resultados son similares si vemos el efecto sobre el logro cognitivo en matemáticas. Encontramos que la maternidad adolescente reduce el resultado en la prueba de matemáticas en 0.14 desviaciones estándar pero no llega a ser significativo. De nuevo, no es posible rechazar la hipótesis nula de que la maternidad no tenga efecto sobre el logro cognitivo.

¹⁴En su forma de valor añadido con insumos pasados.

¹⁵La especificación 4 corresponde a la ecuación 15 de la sección anterior.

Tabla 4: Resultados para Comprensión Lectora

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-2.508*** (0.528)	-1.703** (0.671)	-0.204 (0.742)	0.0392 (0.624)	0.915 (1.259)
T_i^{t-1}				0.324*** (0.0480)	0.353*** (0.0604)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0639 (0.0798)
Constante	16.42*** (0.255)	15.84*** (0.473)	-0.702 (16.11)	0.0155 (13.52)	-0.651 (13.56)
Observaciones	279	121	121	121	121
R-squared	0.075	0.051	0.496	0.649	0.651
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.648*** (0.136)	-0.440** (0.174)	-0.0527 (0.192)	0.0101 (0.161)	-0.00919 (0.163)
T_i^{t-1}				0.474*** (0.0702)	0.517*** (0.0884)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0936 (0.117)
Constante	0.151** (0.0658)	0.00117 (0.122)	-4.274 (4.165)	-2.844 (3.501)	-2.903 (3.507)
Observaciones	279	121	121	121	121
R-squared	0.075	0.051	0.496	0.649	0.651
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla 5: Resultados para Matemáticas

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-3.381*** (0.764)	-2.144** (0.897)	-0.620 (1.212)	-0.791 (0.878)	-1.010 (1.751)
T_i^{t-1}				0.663*** (0.0670)	0.653*** (0.0963)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					0.0188 (0.130)
Constante	17.30*** (0.369)	16.09*** (0.628)	-3.437 (22.76)	-6.749 (16.49)	-6.529 (16.64)
Observaciones	279	122	121	121	121
R-squared	0.066	0.045	0.315	0.645	0.645
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.607*** (0.137)	-0.385** (0.161)	-0.111 (0.218)	-0.142 (0.158)	-0.136 (0.163)
T_i^{t-1}				0.650*** (0.0657)	0.641*** (0.0945)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					0.0185 (0.128)
Constante	0.141** (0.0662)	-0.0759 (0.113)	-3.582 (4.086)	-2.596 (2.961)	-2.580 (2.977)
Observaciones	279	122	121	121	121
R-squared	0.066	0.045	0.315	0.645	0.645
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

En cuanto a la hipótesis de que el rendimiento pasado puede tener un mayor peso sobre el rendimiento presente para las madres adolescentes, esta premisa es evaluada en la quinta

columna de las Tablas 4 y 5¹⁶. Sin embargo, no se encuentran resultados significativos sobre ninguna de las variables de logro cognitivo. Sólo es posible decir que el pasado tiene un enorme peso como determinante del logro cognitivo actual pero no que dicho efecto sea distinto entre las madres y no madres.

Estos resultados nos parecen sugerir que la maternidad adolescente no tiene un efecto directo sobre el rendimiento, dado que nuestros resultados no son significativos. Una explicación a esto es que el efecto sería indirecto, es decir, la maternidad adolescente impacta sobre otras variables y son estas las que afectan el logro cognitivo. Esto se explicaría por los controles usados en las regresiones, los cuales podrían estar limpiando el efecto de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo. A través de dichos controles (como si la madre cuida todos los días a la niña, el gasto per-cápita del hogar, si tiene libros en casa o si terminó la secundaria) es que la maternidad adolescente tiene efecto sobre el logro. Para evaluar esta postura es necesario analizar los canales de transmisión mediante los cuales la maternidad impacta sobre el logro cognitivo, lo cual escapa al objetivo de este trabajo.

Por otra parte, queremos saber si el efecto de la maternidad es diferente según ciertos grupos, es decir, si hay heterogeneidad. En las siguientes subsecciones se evaluará si existen impactos heterogéneos entre el ámbito rural-urbano, así como entre las adolescentes que tienen como lengua materna el español comparado con las que tienen algún otro idioma (principalmente idiomas indígenas).

5.2 Heterogeneidad por Ámbito Geográfico

En la Tabla 6 vemos que vivir en una zona rural implica un resultado en comprensión lectora de menos 0.3 desviaciones estándar respecto a vivir en la zona urbana. Sin embargo, no se encuentran diferencias significativas entre las madres y no madres según el lugar de residencia.

¹⁶Se siguió la especificación planteada en la ecuación 16.

En la Tabla 7 encontramos un resultado similar sobre el resultado en matemáticas. La brecha urbano-rural es de 0.3 desviaciones estándar pero no se encuentran diferencias entre los grupos de interés. De nuevo, la hipótesis para este resultado es que no se dispone de suficiente muestra para detectar los efectos.

5.3 Heterogeneidad por Lengua Materna

Similar a la subsección anterior, queremos conocer si existen impactos diferenciados entre las adolescentes con relación a su lengua materna.

En la Tabla 8, vemos que las madres que no tienen el español como lengua materna tienen una reducción significativa de 0.7 desviaciones estándar en la prueba de comprensión lectora, mientras el tenerlo como lengua materna no tiene un efecto sobre el logro en comprensión lectora. Por otro lado, en la Tabla 9 encontramos resultados similares para la prueba de matemática. Las madres que no tienen al español como lengua materna tienen una reducción significativa de 0.5 desviaciones estándar, aunque este resultado sólo es significativo al 90 % por lo que debemos ser cautos con este resultado ¹⁷. Ambas estimaciones son robustas a varias metodologías de emparejamiento (ver Anexos B.5 y B.6)

Las magnitudes de estos efectos ($-0,7\sigma$ en comprensión lectora y $-0,5\sigma$ en matemáticas) resultan ser realmente fuertes si nos fijamos en la literatura que usa estos test estandarizados. En estos se observa cambios de 0.2 desviaciones estándar en promedio (Glewwe y Muralidharan, 2015). En nuestro caso se encuentra que la maternidad adolescente para mujeres de habla quechua tiene un efecto realmente fuerte y al mismo tiempo preocupante

Estos resultados parecen sugerir que para las madres con lengua materna diferente al español sí existe un efecto directo sobre el logro cognitivo. Resultará importante evaluar cuáles son los canales de transmisión para este grupo en particular.

¹⁷Sólo bajo dos métodos de emparejamiento los resultados llegan a ser significativos al 95 %

Tabla 6: Resultados para Comprensión Lectora (Rural)

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-2.286*** (0.578)	-1.836** (0.797)	0.618 (0.867)	0.385 (0.737)
$Rural_i$	-3.312*** (0.583)	-2.364*** (0.895)	-1.933** (0.855)	-1.262* (0.733)
$Rural_i * Madre_i$	0.171 (1.113)	-0.859 (1.338)	-2.003* (1.123)	-0.858 (0.969)
T_i^{t-1}				0.316*** (0.0488)
Constante	17.11*** (0.267)	16.88*** (0.595)	-4.286 (16.07)	-1.537 (13.64)
Observaciones	279	121	121	121
R-squared	0.201	0.175	0.511	0.651
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.591*** (0.149)	-0.475** (0.206)	0.160 (0.224)	0.0997 (0.190)
$Rural_i$	-0.856*** (0.151)	-0.611*** (0.231)	-0.500** (0.221)	-0.326* (0.189)
$Rural_i * Madre_i$	0.0441 (0.288)	-0.222 (0.346)	-0.518* (0.290)	-0.222 (0.250)
T_i^{t-1}				0.462*** (0.0715)
Constante	0.331*** (0.0691)	0.272* (0.154)	-5.201 (4.155)	-3.275 (3.538)
Observaciones	279	121	121	121
R-squared	0.201	0.175	0.511	0.651
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla 7: Resultados para Matemáticas (Rural)

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-3.163*** (0.828)	-2.232** (1.070)	0.272 (1.303)	-0.146 (0.991)
$Rural_i$	-5.225*** (0.835)	-2.849** (1.202)	-0.933 (1.285)	-1.708* (0.979)
$Rural_i * Madre_i$	0.722 (1.594)	-1.596 (1.797)	-2.796 (1.687)	-1.552 (1.289)
T_i^{t-1}				0.628*** (0.0711)
Constante	18.40*** (0.383)	17.44*** (0.800)	-14.79 (24.16)	-12.16 (18.34)
Observaciones	279	121	121	121
R-squared	0.210	0.168	0.382	0.647
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.568*** (0.149)	-0.401** (0.192)	0.0489 (0.234)	-0.0262 (0.178)
$Rural_i$	-0.938*** (0.150)	-0.511** (0.216)	-0.167 (0.231)	-0.307* (0.176)
$Rural_i * Madre_i$	0.130 (0.286)	-0.287 (0.323)	-0.502 (0.303)	-0.279 (0.231)
T_i^{t-1}				0.616*** (0.0697)
Constante	0.339*** (0.0687)	0.166 (0.144)	-5.620 (4.337)	-3.651 (3.300)
Observaciones	279	121	121	121
R-squared	0.210	0.168	0.382	0.647
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla 8: Resultados para Comprensión Lectora (Español)

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-4.700*** (1.352)	-5.722*** (1.584)	-4.731*** (1.317)	-2.762** (1.196)
$Español_i$	1.612** (0.760)	-1.241 (1.157)	-6.460*** (1.253)	-4.485*** (1.143)
$Español_i * Madre_i$	2.652* (1.463)	4.797*** (1.739)	5.405*** (1.337)	3.309*** (1.219)
T_i^{t-1}				0.285*** (0.0487)
Constante	15*** (0.713)	16.83*** (1.037)	5.624 (15.14)	3.803 (13.20)
Observaciones	279	121	121	121
R-squared	0.127	0.117	0.564	0.672
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.215*** (0.350)	-1.479*** (0.410)	-1.223*** (0.341)	-0.714** (0.309)
$Español_i$	0.417** (0.197)	-0.321 (0.299)	-1.670*** (0.324)	-1.160*** (0.296)
$Español_i * Madre_i$	0.686* (0.378)	1.240*** (0.450)	1.397*** (0.346)	0.856*** (0.315)
T_i^{t-1}				0.417*** (0.0713)
Constante	-0.215 (0.184)	0.259 (0.268)	-2.639 (3.913)	-2.014 (3.413)
Observaciones	279	121	121	121
R-squared	0.127	0.117	0.564	0.672
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla 9: Resultados para Matemática (Español)

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-6.292*** (1.922)	-5.483** (2.190)	-2.919 (2.197)	-2.777* (1.552)
$Español_i$	3.542*** (1.081)	2.356 (1.586)	0.314 (2.069)	0.199 (1.476)
$Español_i * Madre_i$	3.576* (2.079)	4.125* (2.393)	3.574 (2.227)	3.006* (1.574)
T_i^{t-1}				0.646*** (0.0610)
Constante	14.19*** (1.013)	14.04*** (1.430)	-17.14 (22.01)	-21.36 (15.55)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.149	0.137	0.369	0.689
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.130*** (0.345)	-0.984** (0.393)	-0.524 (0.394)	-0.499* (0.279)
$Español_i$	0.636*** (0.194)	0.423 (0.285)	0.0564 (0.372)	0.0358 (0.265)
$Español_i * Madre_i$	0.642* (0.373)	0.741* (0.430)	0.642 (0.400)	0.540* (0.283)
T_i^{t-1}				0.634*** (0.0598)
Constante	-0.417** (0.182)	-0.445* (0.257)	-6.042 (3.951)	-5.260* (2.791)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.149	0.137	0.369	0.689
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

6 Conclusiones

En este trabajo hemos evaluado el impacto de la maternidad adolescente sobre el rendimiento educativo. Partiendo de la literatura sobre los determinantes de la maternidad adolescente y de la acumulación de capital humano a través de la Función de Producción del Logro Cognitivo (Todd y Wolpin 2003, 2007) se buscó hallar el impacto causal de la maternidad sobre variables que miden el logro cognitivo, en este caso test estandarizados de matemática y comprensión lectora.

Haciendo uso del Estudio Longitudinal "Niños del Milenio" se seleccionó a todas las mujeres de la Cohorte Mayor en la Ronda 4 que hubieran tenido un hijo para que conformen el grupo de tratamiento y a todas las demás mujeres para el grupo de control. Resultados preliminares mostraron que el ser madre tenía un efecto negativo y significativo sobre variables de logro cognitivo. Sin embargo, dichos resultados se encontraban sesgados debido a que la asignación del tratamiento no era aleatoria sino que se encontraba afectada por una serie de determinantes previos al evento de ser madre.

Para lidiar con el problema de endogeneidad se planteó hacer un emparejamiento a partir de características observables de modo que obtengamos grupos comparables. Aprovechando la naturaleza panel de la base de datos, se usaron características de las adolescentes en un momento previo a la aplicación del tratamiento, específicamente cuando ellas tenía aproximadamente 14 años. Al balancear por características en este período se puede argumentar que diferencias posteriores serían explicadas por el hecho de ser madre.

Con los grupos de tratamiento y control obtenidos a partir del emparejamiento se aplicó la metodología del valor añadido a la Función de Producción del Logro Cognitivo para obtener el efecto promedio del tratamiento.

Respondiendo a la primera hipótesis de este trabajo, los resultados indican que en promedio no existe un efecto significativo de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo luego

de controlar por insumos relevantes y por el resultado del logro en el período anterior (valor añadido). Pueden existir al menos dos explicaciones para estos resultados. Una es que no se disponía de una muestra suficientemente grande para rechazar la hipótesis nula de que la maternidad no tiene ningún efecto sobre el logro cognitivo. La segunda explicación sería que la maternidad no tiene un efecto directo sobre el rendimiento (tal como muestran los resultados) sino que existe un efecto indirecto en el cual la maternidad afecta a otras variables relevantes y son estas las que finalmente las que tienen impacto sobre el logro. Este resultado también es encontrado por Alzúa y Velasquez (2018) para el contexto uruguayo. Para evaluar esta última postura será necesario hacer un análisis de los canales de transmisión.

Respecto a la segunda hipótesis, no se ha podido probar que el tener un menor rendimiento en el pasado genera un logro cognitivo aún menor en el presente para las que ya son madres. Lo único que podemos concluir es que el logro cognitivo pasado explica gran parte del presente, pero no que exista alguna diferencia entre madres y no madre.

En cuanto a la tercera hipótesis, al hacer un análisis de la heterogeneidad del efecto encontramos resultados importantes. No podemos determinar que exista un efecto marginal de vivir en el ámbito rural pero sí de la lengua materna. Encontramos que el efecto de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo en comprensión de lectura es de 0.7 desviaciones estándar menor para aquellas que tienen como lengua materna un idioma distinto al español. Asimismo, también encontramos un impacto negativo de 0.5 desviaciones estándar sobre el logro en matemáticas, aunque este resultado sólo llega a ser significativo al 90 %. Ambos resultados resultan ser robustos a varios métodos de emparejamiento. Haciendo una comparación de la literatura sobre economía de la educación que usa este tipo de variables de resultado, hallar un impacto negativo de 0.5 y 0.7 desviaciones estándar es realmente alto y dada la naturaleza del estudio, a la vez preocupante.

Sin embargo, estos resultados dependen principalmente del supuesto que mediante la técnica del emparejamiento es posible obtener grupos similares de comparación. En este sentido,

resulta importante la selección de variables que se incluyeron en el emparejamiento. Para nuestro caso usamos variables que la literatura señala que son determinantes de la maternidad adolescente, así como otras variables que no se encontraban balanceadas en el momento previo al tratamiento. Sin embargo, aún es posible que hayan variables no observables que puedan sesgar nuestros resultados.

Otra limitación del presente trabajo es tomar por ciertos los supuestos de la especificación del valor añadido, en donde los insumos observables, no observables y habilidades innatas decrecen geométricamente de modo que el resultado del período anterior sea un buen proxy del pasado. Este supuesto es clave para que los resultados no se encuentren sesgados por variables omitidas. Una posible solución a esto es usar un enfoque de diferencias en diferencias, con cual podemos limpiar el efecto de no observables que no cambian en el tiempo. Sin embargo, hacer esto limitaría el análisis de heterogeneidad ya que tanto el lugar de residencia como la lengua materna no cambian en el tiempo.

Una tercera limitación radica en la forma cómo se está entendiendo el logro cognitivo. Como ya se dijo, el logro cognitivo puede aproximarse con un test estandarizado pero este siempre se encuentra medido con error debido a características innatas al individuo y que no son posibles de observar. Debido a ello, es posible que no estemos observando otros aspectos relevantes del logro cognitivo ya que se encuentran en el error. Lamentablemente, a partir de los datos que tenemos, no es posible hacer mucho frente a esta limitación.

Una cuarta limitación está relacionada con el tema en sí. En nuestro trabajo hemos tratado de evaluar de la forma más rigurosa posible el impacto de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo. Inicialmente la variable de tratamiento que estamos usando es complicada ya que no es posible argumentar que su ocurrencia es exógena (es decir, que el convertirse en madre no dependa de ningún aspecto relacionado a la adolescente) como sí lo es algún shock exógeno. Sin embargo, creemos que la estrategia metodológica ha tratado de aproximarse a una estimación lo más precisa posible, pese a todas las relaciones de causalidad descritas en

el marco teórico.

Con los resultados obtenidos hasta ahora se desprenden varias recomendaciones de política. La brecha de lengua materna en el efecto de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo no es trivial. El tener una lengua materna indígena usualmente está relacionado con menores oportunidades. El diseño de políticas públicas que, en primer lugar, reduzcan el embarazo adolescente en este grupo y, en segundo lugar, mejoren las oportunidades educativas para las adolescentes que se convierten en madres resulta importante a la luz de los resultados presentados.

La agenda de investigación que se desprende de este trabajo va en la línea de estudiar los canales de transmisión de la maternidad adolescente sobre el logro cognitivo, así como analizar si existen otros efectos heterogéneos para poblaciones de interés (quintiles de ingreso, aquellas que aún asisten a la escuela/universidad, etc.



7 Bibliografía

ALTONJI, Joseph G; Thomas DUNN

2016 “Using Siblings to Estimate the Effect of School Quality on Wages”. *The Review of Economics and Statistics*. vol 78(4) pp. 665-671.

ALZÚA, María; Cecilia VELAZQUEZ

2018 *Efectos educativos de la fecundidad adolescente: evidencia causal a partir de la legalización del aborto en Uruguay* (No. 0227). CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.

AUSTIN, Peter

2011 “Optimal caliper widths for propensity score matching when estimating differences in means and differences in proportions in observational studies”. *Pharmaceutical statistics*. vol 10(2) pp. 150-161.

BECKER, Gary

1962 “Investment in human capital: A theoretical analysis”. *Journal of political economy*. vol 70(5) pp. 9-49.

BELTRÁN, Arlette; Janice SEINFELD

2012 “Hacia una educación de calidad en el Perú: El heterogéneo impacto de la educación inicial sobre el rendimiento escolar”. *Centro de Investigación de la Universidad del Pacífico*. pp. 1-53.

BERNAL, Raquel; Ximena PEÑA

2011 *Guía práctica para la evaluación de impacto*. Universidad de Los Andes, Bogotá (Colombia)

BJÖRKLUND, Anders; Kjell SALVANES

2011 “Education and Family Background. Mechanisms and Policies”. *Handbook of the Economics of Education*. vol 3(11) pp. 201-247.

BRYANT, Kellie

2006 “Update on adolescent pregnancy in the Black community”. *The ABNF journal : official journal of the Association of Black Nursing Faculty in Higher Education*. vol 17(4) pp. 133-136.

BUVINIC, Mayra

1998 “Costos de la maternidad adolescente en Barbados, Chile, Guatemala y México”. *Studies in Family Planning*. vol 29(2) pp. 201-209.

CARTER Kimberly; Hila SPEAR

2002 “Knowledge, attitudes, and behavior related to pregnancy in a rural teenage population”. *Journal of community health nursing*. vol 19(2) pp. 65-75.

CASTRO, Juan; Caine ROLLESTON

2015 “Explaining the Urban-Rural Gap in Cognitive Achievement in Peru: The role of Early Childhood Environments and School Influences”. *Young Lives Working Paper*. Forthcoming.

CHAUKE, Helen

2013 *The Challenges Experienced By Teenage Mothers in Secondary Schools: The Case of Hlanganani South Circuit*. University of Limpopo (Turfloop Campus)

CHEVALIER Arnaud

2011 “The Long-Run Labour Market Consequences of Teenage Motherhood in Britain”. *Journal of Population Economics*. vol 16(2) pp. 323-343.

CHIGONA Agnes; Rajendra CHETTY

2007 “Girls’ education in South Africa: Special consideration to teen mothers as learners”. *Journal of Education for International Development*. vol 3 pp. 1-17.

COSTAS, Meghir; Steven RIVKIN

2011 “Econometric Methods for Research in Education”. *Handbook of the Economics of Education*. vol 3, pp. 1-87.

CUETO, Santiago et al.

2012 “Psychometric characteristics of cognitive development and achievement instruments in Round 3 of Young Lives”. *Young Lives Technical Notes*. vol 25

CUETO, Santiago; Enrique JACOBY; Ernesto POLLIT

1997 “Rendimiento de Niños y Niñas de Zonas Rurales y Urbanas del Perú”. *Revista de Psicología de la PUCP*. vol 15(1) pp. 115-133

CUNHA, Flavio et al.

2006 “Interpreting the Evidence of Life-Cycle Skill Formation”. *Handbook of the Economics of Education*. vol 1 pp. 697-812

CUNHA, Flavio; James HECKMAN

2007 “The Technology of Skill Formation”. *National Bureau of Economic Research*.

CUNHA, Flavio; James HECKMAN; Susanne SCHENNACH

2010 “Estimating the Technology of Cognitive and Noncognitive Skill Formation”. *Econometrica*. vol 78(3) pp. 883-931.

FAVARA, Marta; Pablo Lavado; Alan SANCHEZ

2016 *Understanding teenage fertility, cohabitation, and marriage: the case of Perú*. Grupo de Análisis para el Desarrollo

FLETCHER, Jason; Barbara WOLFE

- 2009 “Education and Labor Market Consequences of Teenage Childbearing : Evidence Using the Timing of Pregnancy Outcomes and Community Fixed Effects”. *The Journal of Human Resources*. vol 44(2) pp. 303-325.

FRANCESCONI, Marco

- 2008 “Adult Outcomes for Children of Teenage Mothers”. *The Scandinavian Journal of Economics*. vol 110(1) pp. 93-117.

FRYER, Roland; Steven LEVITT

- 2006 “The Black-White Test Score Gap Through Third Grade”. *American Law and Economics Review*. vol 8(2) pp. 249-281.

GLEWWE, Paul

- 2002 “Schools and Skills in Developing Countries: Education Policies and Socioeconomic Outcomes”. *Journal of Economic Literature*. vol 40(2) pp. 436-482.

GLEWWE, Paul; Michael KREMER

- 2006 “Schools, teachers, and education outcomes in developing countries”. *Handbook of the Economics of Education*. vol 2 pp. 945-1017.

GLEWWE, Paul; Karthik MURALIDHARAN

- 2015 “Improving School Education Outcomes in Developing Countries : Evidence , Knowledge Gaps , and Policy Implications”. *University of Oxford, Research on Improving Systems of Education* .

GUNNARSSON, Victoria et al.

- 2006 “Child labor and school achievement in Latin America”. *The World Bank Economic Review*. vol 20(1) pp. 31-54.

HALLMAN, Kelly et al.

- 2008 “Pregnancy-related School Dropout and Prior School Performance in South Africa”. *Studies in Family Planning*. vol 39(4) pp. 369-382.

HAVEMAN, Robert; Barbara WOLFE; Elaine Peterson

- 1995 “Institute for Research on Poverty Discussion Paper no. 1071-95 The Intergenerational Effects of Early Childbearing”. *Institute for Research on Poverty*.

HECKMAN, James; Dimitry MASTEROV

- 2007 “The Productivity Argument for Investing in Young Children”. *Applied Economic Perspectives and Policy*. vol 29(3) pp. 446-493.

HECKMAN, James et al.

- 1998 “Characterizing selection bias using experimental data”. *National bureau of economic research*.

HECKMAN, James; Lancer LOCHNER; Petra TODD

- 2006 “Earnings Functions, Rates of Return and Treatment Effects: The Mincer Equation and Beyond”. *Handbook of the Economics of Education*. vol 1 pp. 307-458.

IREGUI, Ana; Ligia MELO; Jorge RAMOS

- 2006 “Análisis de eficiencia de la educación en Colombia”. *Revista de Economía del Rosario*. vol 10(1) pp. 21-41.

MARTINEZ, Felipe

- 2008 *La Evaluación de Aprendizajes en América Latina* Instituto Nacional para la Evaluación de la Calidad. México.

MENDOZA, Walter; Gracia SUBIRIA

2013 “El embarazo adolescentes en el Perú: Situación actual e implicancias para las políticas públicas”. *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Pública*. vol 30(3) pp. 471-479.

MINCER, Jacob

1958 “Investment in human capital and personal income distribution”. *Journal of Political Economy*. vol 66(4) pp. 281-302.

MIRANDA, Liliana

2008 “Factores asociados al rendimiento escolar y sus implicancias para la política educativa del Perú”. En: *Análisis de programas, procesos y resultados educativos en el Perú: contribuciones empíricas para el debate*. Lima: GRADE

MOLINA, Martha et al.

2004 “Embarazo en la adolescencia y su relación con la deserción escolar”. *Revista Médica de Chile*. vol 132, pp. 65-70

MONTALBETTI, Daniela; Sofia AROCA

2014 “Embarazo Adolescente Efectos de Largo Plazo en el Mercado Laboral Chileno”. *Universidad de Chile*.

NÄSLUND-HADLEY, Emma

2011 “The Miseducation of Latin American Girls : Poor Schooling Makes Pregnancy a Rational Choice”. *Inter-American Development Bank*.

OCAÑA, Alexander

2009 *Temas pedagógicos, didácticos y metodológicos*.

PANTELIDES, Edith

- 2004 “Aspectos sociales del embarazo y la fecundidad adolescente en América Latina”.
En: *Notas de Población*. vol 78, pp. 7-34

PATRINOS, Anthony; George PSACHAROPOULOS

- 1997 “Family Size, Schooling and Child Labor in Peru: An Empirical Analysis”. *Journal of Population Economics*. vol 10(4), pp. 387-405.

ROSENBAUM, Paul; Donald, RUBIN

- 1983 “The central role of the propensity score in observational studies for causal effects”.
Biometrika. pp. 41-55.

ROSENZWEIG, Mark; Kenneth Wolpin

- 1994 “Are There Increasing Returns to the Intergenerational Production of Human Capital? Maternal Schooling and Child Intellectual Achievement”. *The Journal of Human Resources*. vol 29(2), pp. 670-693.

SCHULTZ, Theodore

- 1961 “Investment in human capital”. *The American economic review*. pp. 1-17.

THERON Linda; Nadine DUNN

- 2006 “Coping strategies for adolescent birth-mothers who return to school following adoption”. *South African Journal of Education*. vol 26(4), pp. 491-499.

TODD, Petra; Kenneth WOLPIN

- 2007 “The Production of Cognitive Achievement in Children: Home, School, and Racial Test Score Gaps”. *Journal of Human Capital*. vol 1(1), pp. 91-136.

URQUIOLA, Miguel

- 2016 “Competition Among Schools: Traditional Public and Private Schools”. *Handbook of the Economics of Education*. vol 5, pp. 209-237.

YOUNG LIVES

2014 “Young Lives Survey Design and Sampling in Peru: Preliminary Findings from 2013 Young Lives Survey”. Lima: GRADE

ZECK, Willibald et al.

2007 “Impact of Adolescent Pregnancy on the Future Life of Young Mothers in Terms of Social, Familial, and Educational Changes”. *Journal of Adolescent Health*. vol 41(4), pp. 280-288.



A Características sin Emparejamiento (Ronda 3)

Tabla A1: Balance de Características Generales

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Edad	292	14.421	14.396 (0.035)	14.500 (0.063)	0.153
Primera Lengua: Español	292	0.860	0.869 (0.023)	0.829 (0.042)	0.393
Area de Residencia: Rural	292	0.240	0.216 (0.029)	0.314 (0.051)	0.094
Primera Lengua Madre: Español	292	0.688	0.676 (0.031)	0.729 (0.055)	0.407
<i>Educación de la Madre</i>					
Superior	271	0.133	0.154 (0.023)	0.063 (0.043)	0.065
Primaria o Secundaria Completa	271	0.402	0.385 (0.034)	0.460 (0.062)	0.285
Primaria Incompleta o menos	271	0.465	0.462 (0.035)	0.476 (0.063)	0.839

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A2: Presencia de los padres

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Padre vive con la niña	292	0.949	0.955 (0.015)	0.929 (0.026)	0.385
Madre vive con la niña	292	0.990	0.995 (0.007)	0.971 (0.012)	0.082
Madre encargada del cuidado	292	0.925	0.932 (0.018)	0.900 (0.032)	0.372
Padre ve a la niña a diario	292	0.705	0.739 (0.030)	0.600 (0.054)	0.026
Madre ve a la niña a diario	292	0.921	0.928 (0.018)	0.900 (0.032)	0.451

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A3: Educación en el 2009 (año de la encuesta)

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Asiste a la escuela	292	0.938	0.968 (0.016)	0.843 (0.028)	0.000
<i>Tipo de Escuela</i>					
Pública	274	0.832	0.809 (0.025)	0.915 (0.049)	0.054
Años de educación	274	8.887	8.958 (0.074)	8.627 (0.141)	0.039

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A4: Hábitos de Lectura

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Tiene libros en casa	292	0.890	0.896 (0.021)	0.871 (0.037)	0.561
<i>¿Cuántos?</i>					
Más de 5	292	0.589	0.595 (0.033)	0.571 (0.059)	0.732
Más de 10	292	0.384	0.423 (0.032)	0.257 (0.058)	0.013
Más de 20	292	0.267	0.302 (0.030)	0.157 (0.053)	0.017
Lee por diversión	292	0.682	0.685 (0.031)	0.671 (0.056)	0.836
Tiene diccionario en casa	292	0.952	0.982 (0.014)	0.857 (0.025)	0.000
Usa el diccionario	292	0.932	0.964 (0.017)	0.829 (0.029)	0.000
Recibe incentivos para leer	292	0.538	0.563 (0.033)	0.457 (0.060)	0.122

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A5: Relaciones dentro del Hogar

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
<i>La persona que cuida a la niña...</i>					
Conoce a sus amigos	292	0.784	0.824 (0.027)	0.657 (0.049)	0.003
Conoce qué hace luego de la escuela	292	0.887	0.941 (0.020)	0.714 (0.036)	0.000
Es cercana a la niña	292	0.880	0.914 (0.021)	0.771 (0.038)	0.001
Conoce a los padres de sus amigos	292	0.630	0.640 (0.032)	0.600 (0.058)	0.551
Conoce a su profesor	292	0.856	0.892 (0.023)	0.743 (0.041)	0.002
Sabe si recibe bullying	292	0.202	0.207 (0.027)	0.186 (0.048)	0.697
Espera que llegue a ser estudiante universitario	292	0.500	0.550 (0.033)	0.343 (0.059)	0.002

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A6: Acceso a internet

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Tiene acceso a internet	292	0.750	0.761 (0.029)	0.714 (0.052)	0.430
Tiempo a la semana (horas)	218	2.706	2.772 (0.249)	2.490 (0.450)	0.584
<i>¿Dónde?</i>					
Casa	219	0.087	0.112 (0.021)	0.000 (0.039)	0.013
Escuela	219	0.082	0.065 (0.021)	0.140 (0.039)	0.091
Cabina	219	0.813	0.793 (0.030)	0.880 (0.055)	0.167

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A7: Indicadores Socioeconómicos del Hogar

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Gasto Total (soles)	292	1,049	1,087.256 (45.411)	928.723 (80.871)	0.088
Gasto Total per-cápita (soles)	292	217	227.596 (11.774)	184.341 (20.967)	0.073
Calidad de la vivienda (índice)	291	0.456	0.464 (0.016)	0.431 (0.029)	0.327
Consumo de bienes durables (índice)	291	0.469	0.491 (0.015)	0.399 (0.026)	0.003
Servicios de la vivienda (índice)	291	0.834	0.848 (0.014)	0.790 (0.026)	0.048
Riqueza del hogar (índice)	291	0.586	0.601 (0.012)	0.540 (0.022)	0.017

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A8: Uso del tiempo

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
<i>En un día promedio, horas dedicadas a...</i>					
Dormir	289	8.910	8.805 (0.076)	9.250 (0.136)	0.005
Cuidar a otros	289	0.858	0.923 (0.097)	0.647 (0.175)	0.169
Tareas domésticas	289	1.820	1.683 (0.090)	2.265 (0.163)	0.002
Tareas en el campo/negocio	289	0.765	0.796 (0.097)	0.662 (0.175)	0.502
Actividades de pago	289	0.377	0.290 (0.112)	0.662 (0.201)	0.107
Escuela	289	6.076	6.339 (0.121)	5.221 (0.218)	0.000
Estudio (fuera de la escuela)	289	2.232	2.353 (0.080)	1.838 (0.143)	0.002
Ocio	289	2.526	2.471 (0.103)	2.706 (0.185)	0.267

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A9: Sentimientos y Actitudes de la Niña

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Confianza en vecinos	292	0.301	0.284 (0.031)	0.357 (0.055)	0.245
Se siente segura cuando sale de casa	292	0.336	0.347 (0.032)	0.300 (0.057)	0.471
Servicio a la comunidad	292	0.863	0.874 (0.023)	0.829 (0.041)	0.338
Los amigos la apoyan en situaciones difíciles	292	0.627	0.649 (0.032)	0.557 (0.058)	0.169
Vista como líder por amigos	292	0.329	0.360 (0.031)	0.229 (0.056)	0.041
Puede mejorar su situación con esfuerzo	292	0.942	0.955 (0.016)	0.900 (0.028)	0.087
Hace planes sobre el futuro	292	0.921	0.928 (0.018)	0.900 (0.032)	0.451
Tiene oportunidades para desarrollarse	292	0.825	0.851 (0.025)	0.743 (0.045)	0.037

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A10: Sentimientos y Actitudes de la Niña en la Escuela

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Está matriculada en la escuela	292	0.935	0.964 (0.016)	0.843 (0.029)	0.000
Pertenece a algún grupo estudiantil	292	0.425	0.450 (0.033)	0.343 (0.059)	0.113
Es tratada con respeto por compañeros	292	0.829	0.838 (0.025)	0.800 (0.045)	0.465
Sus compañeros la molestan	292	0.041	0.036 (0.013)	0.057 (0.024)	0.440
Siente que pertenece a la escuela	292	0.894	0.910 (0.021)	0.843 (0.037)	0.113
Si pudiera estudiaría en la universidad	292	0.914	0.937 (0.019)	0.843 (0.033)	0.014

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A11: Relación con los padres

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Puede hablar de lo que siente con padres	292	0.346	0.374 (0.032)	0.257 (0.057)	0.074
Tratada bien cuando hace algo malo	292	0.455	0.473 (0.033)	0.400 (0.060)	0.287
Misma libertad que hermanos varones	292	0.229	0.239 (0.028)	0.200 (0.050)	0.503

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A12: Educación Sexual

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Ha tenido relaciones sexuales	292	0.055	0.041 0.015	0.100 0.027	0.057
No es posible embarazarse la primera vez	292	0.055	0.041 (0.015)	0.100 (0.027)	0.057
Lavado evita el embarazo	292	0.555	0.541 (0.033)	0.600 (0.060)	0.385
Uso del condon previene ETS	292	0.538	0.500 (0.033)	0.657 (0.059)	0.021
Puedes contraer VHI/SIDA teniendo sexo	292	0.637	0.667 (0.032)	0.543 (0.057)	0.061
<i>¿Dónde conseguiría información?</i>					
Colegio	292	0.267	0.284 (0.030)	0.214 (0.053)	0.253
Medios	292	0.082	0.077 (0.018)	0.100 (0.033)	0.535
Amigos	292	0.055	0.054 (0.015)	0.057 (0.027)	0.921
Medico	292	0.466	0.477 (0.034)	0.429 (0.060)	0.476

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A13: Resultados en Test Cognitivos

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
<i>Raw Score</i>					
PPVT	280	95.743	96.847 (1.096)	92.092 (1.993)	0.037
Cloze	287	14.875	15.333 (0.379)	13.397 (0.680)	0.013
Math	287	13.275	13.913 (0.362)	11.221 (0.649)	0.000
<i>Score Estandarizado</i>					
PPVT	280	-0.000	0.068 (0.068)	-0.226 (0.123)	0.037
Cloze	287	0.000	0.081 (0.067)	-0.261 (0.120)	0.013
Math	287	0.000	0.117 (0.066)	-0.376 (0.119)	0.000

Nota: Errores estándar entre paréntesis

Tabla A14: Características de la Localidad

	# Obs	Promedio	No Madre (1)	Madre (2)	p-val (2)-(1)
Población	252	16,305	13,139 (2,049)	26,660 (3,705)	0.002
Número de familias	252	1,877	1,820 (197)	2,062 (355)	0.551
Programa JUNTOS	252	0.171	0.176 (0.027)	0.153 (0.049)	0.674
Secundaria Pública	252	0.329	0.332 (0.034)	0.322 (0.061)	0.892
Secundaria Privada	252	0.817	0.808 (0.030)	0.847 (0.054)	0.529

Nota: Errores estándar entre paréntesis

B Resultados a partir de otros Métodos de Emparejamiento

En este apéndice se muestran los resultados hallados partiendo de diferentes métodos de emparejamiento a partir de características observables en la Ronda 3.

Para cada una de las tablas mostradas en la sección de resultados (donde se usa un emparejamiento por vecino más cercano con reemplazo y distancia máxima) se usarán los siguientes métodos: vecino más cercano sin reemplazo, dos vecinos más cercanos, emparejamiento por radio y por emparejamiento Kernel.

Los resultados son en su mayoría consistentes entre los diferentes métodos de estimación, por lo que los efectos hallados en la sección de resultados son robustos.



B.1 Efecto Promedio en Comprensión Lectora

Tabla B1-1: Vecino más Cercano sin reemplazo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-2.508***	-1.662**	0.0431	-0.0512	0.101
		(0.673)	(0.769)	(0.674)	(1.342)
T_i^{t-1}				0.302***	0.307***
				(0.0544)	(0.0680)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0115
					(0.0872)
Constante	16.42***	15.93***	-3.714	-4.687	-4.819
	(0.255)	(0.474)	(15.50)	(13.57)	(13.68)
Observaciones	279	113	113	113	113
R-squared	0.075	0.052	0.490	0.613	0.613
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.648***	-0.430**	0.0111	-0.0132	-0.0179
	(0.136)	(0.174)	(0.199)	(0.174)	(0.179)
T_i^{t-1}				0.442***	0.450***
				(0.0796)	(0.0996)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0168
					(0.128)
Constante	0.151**	0.0254	-5.053	-4.144	-4.158
	(0.0658)	(0.123)	(4.006)	(3.512)	(3.532)
Observaciones	279	113	113	113	113
R-squared	0.075	0.052	0.490	0.613	0.613
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B1-2: Dos Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-2.508***	-1.662**	0.0431	-0.0512	0.101
		(0.673)	(0.769)	(0.674)	(1.342)
T_i^{t-1}				0.302***	0.307***
				(0.0544)	(0.0680)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0115
					(0.0872)
Constante	16.42***	15.93***	-3.714	-4.687	-4.819
	(0.255)	(0.474)	(15.50)	(13.57)	(13.68)
Observaciones	279	113	113	113	113
R-squared	0.075	0.052	0.490	0.613	0.613
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.648***	-0.430**	0.0111	-0.0132	-0.0179
	(0.136)	(0.174)	(0.199)	(0.174)	(0.179)
T_i^{t-1}				0.442***	0.450***
				(0.0796)	(0.0996)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0168
					(0.128)
Constante	0.151**	0.0254	-5.053	-4.144	-4.158
	(0.0658)	(0.123)	(4.006)	(3.512)	(3.532)
Observaciones	279	113	113	113	113
R-squared	0.075	0.052	0.490	0.613	0.613
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B1-3: Tres Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-2.508*** (0.528)	-1.137* (0.644)	0.427 (0.817)	0.533 (0.696)	1.500 (1.349)
T_i^{t-1}				0.338*** (0.0527)	0.374*** (0.0680)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0725 (0.0866)
Constante	16.42*** (0.255)	15.27*** (0.451)	-0.268 (15.35)	0.648 (13.05)	0.515 (13.07)
Observaciones	279	122	121	121	121
R-squared	0.075	0.025	0.382	0.555	0.558
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.648*** (0.136)	-0.294* (0.167)	0.110 (0.211)	0.138 (0.180)	0.109 (0.183)
T_i^{t-1}				0.495*** (0.0771)	0.548*** (0.0995)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.106 (0.127)
Constante	0.151** (0.0658)	-0.145 (0.117)	-4.162 (3.967)	-2.624 (3.383)	-2.521 (3.390)
Observaciones	279	122	121	121	121
R-squared	0.075	0.025	0.382	0.555	0.558
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B1-4: Emparejamiento Kernel

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-2.508*** (0.528)	-1.452** (0.641)	0.173 (0.803)	0.419 (0.706)	1.029 (1.388)
T_i^{t-1}				0.312*** (0.0541)	0.336*** (0.0712)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0461 (0.0901)
Constante	16.42*** (0.255)	15.60*** (0.451)	-0.236 (14.56)	0.988 (12.77)	0.994 (12.81)
Observaciones	279	127	126	126	126
R-squared	0.075	0.039	0.420	0.556	0.557
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.648*** (0.136)	-0.375** (0.166)	0.0448 (0.208)	0.108 (0.182)	0.0890 (0.187)
T_i^{t-1}				0.457*** (0.0792)	0.491*** (0.104)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.0674 (0.132)
Constante	0.151** (0.0658)	-0.0611 (0.117)	-4.154 (3.765)	-2.638 (3.310)	-2.546 (3.326)
Observaciones	279	127	126	126	126
R-squared	0.075	0.039	0.420	0.556	0.557
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

B.2 Efecto Promedio en Matemáticas

Tabla B2-1: Vecino más cercano sin reemplazo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-3.381*** (0.764)	-2.173** (0.955)	-0.831 (1.228)	-0.560 (0.920)	-0.513 (2.124)
T_i^{t-1}				0.650*** (0.0737)	0.652*** (0.120)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.00386 (0.158)
Constante	17.30*** (0.369)	16.30*** (0.673)	-13.91 (24.74)	-15.85 (18.54)	-15.93 (18.94)
Observaciones	279	113	113	113	113
R-squared	0.066	0.045	0.349	0.638	0.638
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.607*** (0.137)	-0.390** (0.172)	-0.149 (0.220)	-0.101 (0.165)	-0.101 (0.170)
T_i^{t-1}				0.637*** (0.0723)	0.639*** (0.118)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					-0.00379 (0.155)
Constante	0.141** (0.0662)	-0.0391 (0.121)	-5.462 (4.442)	-4.262 (3.331)	-4.271 (3.369)
Observaciones	279	113	113	113	113
R-squared	0.066	0.045	0.349	0.638	0.638
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B2-2: Dos Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-3.381*** (0.764)	-2.155** (0.895)	-0.791 (1.173)	-0.676 (0.859)	-1.071 (1.805)
T_i^{t-1}				0.659*** (0.0682)	0.641*** (0.102)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					0.0334 (0.134)
Constante	17.30*** (0.369)	16.10*** (0.628)	-2.713 (22.62)	-6.986 (16.58)	-6.482 (16.78)
Observaciones	279	122	122	121	121
R-squared	0.066	0.046	0.333	0.647	0.647
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.607*** (0.137)	-0.387** (0.161)	-0.142 (0.211)	-0.121 (0.154)	-0.113 (0.159)
T_i^{t-1}				0.647*** (0.0669)	0.628*** (0.0997)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					0.0327 (0.132)
Constante	0.141** (0.0662)	-0.0738 (0.113)	-3.452 (4.061)	-2.648 (2.976)	-2.602 (2.995)
Observaciones	279	122	122	121	121
R-squared	0.066	0.046	0.333	0.647	0.647
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B2-3: Tres Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-3.381*** (0.764)	-2.144** (0.897)	-0.620 (1.212)	-0.791 (0.878)	-1.010 (1.751)
T_i^{t-1}				0.663*** (0.0670)	0.653*** (0.0963)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					0.0188 (0.130)
Constante	17.30*** (0.369)	16.09*** (0.628)	-3.437 (22.76)	-6.749 (16.49)	-6.529 (16.64)
Observaciones	279	122	121	121	121
R-squared	0.066	0.045	0.315	0.645	0.645
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.607*** (0.137)	-0.385** (0.161)	-0.111 (0.218)	-0.142 (0.158)	-0.136 (0.163)
T_i^{t-1}				0.650*** (0.0657)	0.641*** (0.0945)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					0.0185 (0.128)
Constante	0.141** (0.0662)	-0.0759 (0.113)	-3.582 (4.086)	-2.596 (2.961)	-2.580 (2.977)
Observaciones	279	122	121	121	121
R-squared	0.066	0.045	0.315	0.645	0.645
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B2-4: Emparejamiento Kernel

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Panel A: Raw Score					
$Madre_i$	-3.381*** (0.764)	-1.841** (0.927)	0.0202 (1.222)	-0.307 (0.868)	-0.484 (1.590)
T_i^{t-1}				0.650*** (0.0617)	0.643*** (0.0844)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					0.0157 (0.118)
Constante	17.30*** (0.369)	15.95*** (0.651)	-17.11 (22.16)	-21.36 (15.73)	-21.31 (15.81)
Observaciones	279	127	126	126	126
R-squared	0.066	0.030	0.354	0.679	0.679
Panel B: Score Estandarizado					
$Madre_i$	-0.607*** (0.137)	-0.331** (0.166)	0.00363 (0.219)	-0.0552 (0.156)	-0.0494 (0.162)
T_i^{t-1}				0.638*** (0.0605)	0.630*** (0.0828)
$T_i^{t-1} * Madre_i$					0.0154 (0.116)
Constante	0.141** (0.0662)	-0.101 (0.117)	-6.036 (3.978)	-5.250* (2.824)	-5.259* (2.838)
Observaciones	279	127	126	126	126
R-squared	0.066	0.030	0.354	0.679	0.679
Matching	NO	SI	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido x Tratamiento	NO	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

B.3 Heterogeneidad en Ámbito Geográfico-Comprensión Lectora

Tabla B3-1: Vecino más cercano sin reemplazo

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-2.286*** (0.578)	-1.674** (0.744)	0.672 (0.862)	0.480 (0.757)
$Rural_i$	-3.312*** (0.583)	-2.821*** (0.947)	-1.657* (0.923)	-0.623 (0.830)
$Rural_i * Madre_i$	0.171 (1.113)	-0.459 (1.380)	-1.849 (1.180)	-1.557 (1.036)
T_i^{t-1}				0.298*** (0.0541)
Constante	17.11*** (0.267)	16.82*** (0.532)	-6.120 (15.46)	-6.699 (13.55)
Observaciones	279	113	113	113
R-squared	0.201	0.196	0.502	0.622
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.591*** (0.149)	-0.433** (0.192)	0.174 (0.223)	0.124 (0.196)
$Rural_i$	-0.856*** (0.151)	-0.729*** (0.245)	-0.428* (0.239)	-0.161 (0.215)
$Rural_i * Madre_i$	0.0441 (0.288)	-0.119 (0.357)	-0.478 (0.305)	-0.403 (0.268)
T_i^{t-1}				0.436*** (0.0792)
Constante	0.331*** (0.0691)	0.256* (0.138)	-5.675 (3.997)	-4.680 (3.508)
Observaciones	279	113	113	113
R-squared	0.201	0.196	0.502	0.622
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B3-2: Dos Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-2.286*** (0.578)	-1.339* (0.724)	0.816 (0.904)	0.516 (0.758)
$Rural_i$	-3.312*** (0.583)	-2.947*** (0.898)	-2.239** (0.878)	-1.158 (0.754)
$Rural_i * Madre_i$	0.171 (1.113)	-0.276 (1.310)	-1.472 (1.193)	-0.637 (1.006)
T_i^{t-1}				0.338*** (0.0503)
Constante	17.11*** (0.267)	16.39*** (0.516)	-6.135 (15.18)	-6.589 (12.71)
Observaciones	279	122	122	121
R-squared	0.201	0.184	0.430	0.603
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.591*** (0.149)	-0.346* (0.187)	0.211 (0.234)	0.133 (0.196)
$Rural_i$	-0.856*** (0.151)	-0.762*** (0.232)	-0.579** (0.227)	-0.299 (0.195)
$Rural_i * Madre_i$	0.0441 (0.288)	-0.0715 (0.339)	-0.381 (0.309)	-0.165 (0.260)
T_i^{t-1}				0.495*** (0.0736)
Constante	0.331*** (0.0691)	0.143 (0.134)	-5.679 (3.925)	-4.495 (3.290)
Observaciones	279	122	122	121
R-squared	0.201	0.184	0.430	0.603
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B3-3: Tres Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-2.286*** (0.578)	-0.961 (0.721)	1.090 (0.929)	0.923 (0.795)
$Rural_i$	-3.312*** (0.583)	-2.378** (0.916)	-1.874** (0.932)	-0.840 (0.815)
$Rural_i * Madre_i$	0.171 (1.113)	-0.845 (1.326)	-1.803 (1.222)	-1.062 (1.051)
T_i^{t-1}				0.333*** (0.0530)
Constante	17.11*** (0.267)	16.01*** (0.510)	-2.563 (15.34)	-0.725 (13.12)
Observaciones	279	122	121	121
R-squared	0.201	0.154	0.394	0.560
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.591*** (0.149)	-0.249 (0.187)	0.282 (0.240)	0.239 (0.206)
$Rural_i$	-0.856*** (0.151)	-0.615** (0.237)	-0.484** (0.241)	-0.217 (0.211)
$Rural_i * Madre_i$	0.0441 (0.288)	-0.218 (0.343)	-0.466 (0.316)	-0.275 (0.272)
T_i^{t-1}				0.487*** (0.0775)
Constante	0.331*** (0.0691)	0.0456 (0.132)	-4.756 (3.966)	-3.001 (3.403)
Observaciones	279	122	121	121
R-squared	0.201	0.154	0.394	0.560
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B3-4: Emparejamiento Kernel

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-2.286*** (0.578)	-1.446** (0.721)	0.597 (0.904)	0.576 (0.796)
$Rural_i$	-3.312*** (0.583)	-2.659*** (0.936)	-1.599* (0.934)	-0.892 (0.833)
$Rural_i * Madre_i$	0.171 (1.113)	-0.108 (1.338)	-1.215 (1.187)	-0.458 (1.053)
T_i^{t-1}				0.309*** (0.0547)
Constante	17.11*** (0.267)	16.38*** (0.508)	-1.821 (14.64)	0.379 (12.89)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.201	0.152	0.426	0.557
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.591*** (0.149)	-0.374** (0.186)	0.154 (0.234)	0.149 (0.206)
$Rural_i$	-0.856*** (0.151)	-0.687*** (0.242)	-0.413* (0.241)	-0.231 (0.215)
$Rural_i * Madre_i$	0.0441 (0.288)	-0.0279 (0.346)	-0.314 (0.307)	-0.118 (0.272)
T_i^{t-1}				0.452*** (0.0800)
Constante	0.331*** (0.0691)	0.142 (0.131)	-4.564 (3.785)	-2.806 (3.345)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.201	0.152	0.426	0.557
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI
Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.				
Errores estandar entre paréntesis				
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1				

B.4 Heterogeneidad en Ámbito Geográfico-Matemáticas

Tabla B4-1: Vecino más cercano sin reemplazo

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-3.163*** (0.828)	-2.016* (1.074)	-0.0311 (1.383)	0.0105 (1.037)
$Rural_i$	-5.225*** (0.835)	-3.278** (1.368)	-0.677 (1.480)	-1.233 (1.111)
$Rural_i * Madre_i$	0.722 (1.594)	-1.173 (1.993)	-2.351 (1.893)	-1.682 (1.421)
T_i^{t-1}				0.645*** (0.0737)
Constante	18.40*** (0.383)	17.33*** (0.769)	-16.97 (24.80)	-18.02 (18.59)
Observaciones	279	113	113	113
R-squared	0.210	0.161	0.359	0.643
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.568*** (0.149)	-0.362* (0.193)	-0.00559 (0.248)	0.00188 (0.186)
$Rural_i$	-0.938*** (0.150)	-0.588** (0.246)	-0.122 (0.266)	-0.221 (0.200)
$Rural_i * Madre_i$	0.130 (0.286)	-0.211 (0.358)	-0.422 (0.340)	-0.302 (0.255)
T_i^{t-1}				0.633*** (0.0723)
Constante	0.339*** (0.0687)	0.147 (0.138)	-6.011 (4.452)	-4.663 (3.341)
Observaciones	279	113	113	113
R-squared	0.210	0.161	0.359	0.643
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B4-2: Dos Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-3.163*** (0.828)	-2.128** (1.002)	-0.191 (1.351)	-0.00220 (0.985)
$Rural_i$	-5.225*** (0.835)	-3.728*** (1.243)	-2.116 (1.311)	-1.631* (0.958)
$Rural_i * Madre_i$	0.722 (1.594)	-0.717 (1.813)	-1.600 (1.783)	-1.793 (1.301)
T_i^{t-1}				0.661*** (0.0679)
Constante	18.40*** (0.383)	17.34*** (0.715)	-3.957 (22.69)	-8.426 (16.54)
Observaciones	279	122	122	121
R-squared	0.210	0.186	0.338	0.653
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.568*** (0.149)	-0.382** (0.180)	-0.0342 (0.243)	-0.000394 (0.177)
$Rural_i$	-0.938*** (0.150)	-0.669*** (0.223)	-0.380 (0.235)	-0.293* (0.172)
$Rural_i * Madre_i$	0.130 (0.286)	-0.129 (0.325)	-0.287 (0.320)	-0.322 (0.233)
T_i^{t-1}				0.648*** (0.0666)
Constante	0.339*** (0.0687)	0.147 (0.128)	-3.675 (4.073)	-2.902 (2.969)
Observaciones	279	122	122	121
R-squared	0.210	0.186	0.338	0.653
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B4-3: Tres Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-3.163*** (0.828)	-1.911* (1.005)	0.116 (1.384)	0.0231 (0.995)
$Rural_i$	-5.225*** (0.835)	-3.310** (1.276)	-1.492 (1.389)	-1.208 (0.999)
$Rural_i * Madre_i$	0.722 (1.594)	-1.135 (1.847)	-1.999 (1.820)	-2.208* (1.309)
T_i^{t-1}				0.665*** (0.0664)
Constante	18.40*** (0.383)	17.12*** (0.711)	-5.982 (22.86)	-9.592 (16.43)
Observaciones	279	122	121	121
R-squared	0.210	0.170	0.323	0.655
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.568*** (0.149)	-0.343* (0.180)	0.0209 (0.249)	0.00415 (0.179)
$Rural_i$	-0.938*** (0.150)	-0.594** (0.229)	-0.268 (0.249)	-0.217 (0.179)
$Rural_i * Madre_i$	0.130 (0.286)	-0.204 (0.332)	-0.359 (0.327)	-0.396* (0.235)
T_i^{t-1}				0.652*** (0.0652)
Constante	0.339*** (0.0687)	0.108 (0.128)	-4.039 (4.103)	-3.102 (2.951)
Observaciones	279	122	121	121
R-squared	0.210	0.170	0.323	0.655
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B4-4: Emparejamiento Kernel

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-3.163*** (0.828)	-1.785* (1.043)	0.587 (1.376)	0.347 (0.972)
$Rural_i$	-5.225*** (0.835)	-3.729*** (1.354)	-1.688 (1.423)	-1.214 (1.005)
$Rural_i * Madre_i$	0.722 (1.594)	-0.316 (1.936)	-1.626 (1.809)	-1.875 (1.277)
T_i^{t-1}				0.652*** (0.0614)
Constante	18.40*** (0.383)	17.05*** (0.735)	-19.23 (22.31)	-23.84 (15.74)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.210	0.142	0.359	0.685
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-0.568*** (0.149)	-0.321* (0.187)	0.105 (0.247)	0.0623 (0.174)
$Rural_i$	-0.938*** (0.150)	-0.669*** (0.243)	-0.303 (0.255)	-0.218 (0.180)
$Rural_i * Madre_i$	0.130 (0.286)	-0.0567 (0.347)	-0.292 (0.325)	-0.337 (0.229)
T_i^{t-1}				0.640*** (0.0602)
Constante	0.339*** (0.0687)	0.0962 (0.132)	-6.417 (4.004)	-5.690** (2.826)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.210	0.142	0.359	0.685
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

B.5 Heterogeneidad en Lengua Materna-Comprensión Lectora

Tabla B5-1: Vecino más Cercano sin reemplazo

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-4.700*** (1.352)	-4.139** (1.684)	-3.926*** (1.431)	-2.865** (1.294)
$Español_i$	1.612** (0.760)	0.791 (1.322)	-4.636*** (1.393)	-3.665*** (1.258)
$Español_i * Madre_i$	2.652* (1.463)	2.970 (1.827)	4.770*** (1.476)	3.392** (1.345)
T_i^{t-1}				0.274*** (0.0541)
Constante	15*** (0.713)	15.25*** (1.225)	-2.026 (14.81)	-3.398 (13.22)
Observaciones	279	113	113	113
R-squared	0.127	0.126	0.539	0.637
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.215*** (0.350)	-1.070** (0.435)	-1.015*** (0.370)	-0.741** (0.335)
$Español_i$	0.417** (0.197)	0.204 (0.342)	-1.199*** (0.360)	-0.948*** (0.325)
$Español_i * Madre_i$	0.686* (0.378)	0.768 (0.472)	1.233*** (0.382)	0.877** (0.348)
T_i^{t-1}				0.402*** (0.0791)
Constante	-0.215 (0.184)	-0.150 (0.317)	-4.617 (3.829)	-3.916 (3.420)
Observaciones	279	113	113	113
R-squared	0.127	0.126	0.539	0.637
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B5-2: Dos Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-4.700*** (1.352)	-4.731*** (1.632)	-3.260** (1.462)	-1.719 (1.266)
$Español_i$	1.612** (0.760)	-0.509 (1.237)	-4.079*** (1.300)	-2.241* (1.142)
$Español_i * Madre_i$	2.652* (1.463)	4.064** (1.772)	4.161*** (1.472)	2.355* (1.282)
T_i^{t-1}				0.322*** (0.0505)
Constante	15*** (0.713)	15.84*** (1.139)	-4.206 (14.72)	-5.569 (12.51)
Observaciones	279	122	122	121
R-squared	0.127	0.093	0.463	0.614
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.215*** (0.350)	-1.223*** (0.422)	-0.843** (0.378)	-0.445 (0.327)
$Español_i$	0.417** (0.197)	-0.132 (0.320)	-1.055*** (0.336)	-0.579* (0.295)
$Español_i * Madre_i$	0.686* (0.378)	1.051** (0.458)	1.076*** (0.381)	0.609* (0.331)
T_i^{t-1}				0.471*** (0.0739)
Constante	-0.215 (0.184)	0.00273 (0.294)	-5.180 (3.806)	-4.295 (3.237)
Observaciones	279	122	122	121
R-squared	0.127	0.093	0.463	0.614
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B5-3: Tres Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-4.700*** (1.352)	-4.427*** (1.567)	-3.074** (1.462)	-1.816 (1.279)
$Español_i$	1.612** (0.760)	-0.325 (1.161)	-3.780*** (1.324)	-2.508** (1.165)
$Español_i * Madre_i$	2.652* (1.463)	3.880** (1.711)	4.199*** (1.474)	2.810** (1.293)
T_i^{t-1}				0.318*** (0.0526)
Constante	15*** (0.713)	15.54*** (1.056)	-0.898 (14.86)	0.183 (12.83)
Observaciones	279	122	121	121
R-squared	0.127	0.088	0.426	0.574
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.215*** (0.350)	-1.145*** (0.405)	-0.795** (0.378)	-0.470 (0.331)
$Español_i$	0.417** (0.197)	-0.0840 (0.300)	-0.977*** (0.342)	-0.649** (0.301)
$Español_i * Madre_i$	0.686* (0.378)	1.003** (0.442)	1.086*** (0.381)	0.726** (0.334)
T_i^{t-1}				0.466*** (0.0770)
Constante	-0.215 (0.184)	-0.0758 (0.273)	-4.325 (3.842)	-2.822 (3.326)
Observaciones	279	122	121	121
R-squared	0.127	0.088	0.426	0.574
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B5-4: Emparejamiento Kernel

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-4.700*** (1.352)	-3.934** (1.556)	-2.092 (1.438)	-0.806 (1.295)
$Español_i$	1.612** (0.760)	0.677 (1.127)	-2.086 (1.354)	-1.323 (1.215)
$Español_i * Madre_i$	2.652* (1.463)	2.860* (1.700)	2.754* (1.457)	1.479 (1.311)
T_i^{t-1}				0.301*** (0.0549)
Constante	15*** (0.713)	15.05*** (1.016)	-0.259 (14.40)	0.941 (12.75)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.127	0.098	0.438	0.561
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.215*** (0.350)	-1.017** (0.402)	-0.541 (0.372)	-0.208 (0.335)
$Español_i$	0.417** (0.197)	0.175 (0.291)	-0.539 (0.350)	-0.342 (0.314)
$Español_i * Madre_i$	0.686* (0.378)	0.739* (0.440)	0.712* (0.377)	0.382 (0.339)
T_i^{t-1}				0.441*** (0.0803)
Constante	-0.215 (0.184)	-0.203 (0.263)	-4.160 (3.722)	-2.692 (3.307)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.127	0.098	0.438	0.561
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

B.6 Heterogeneidad en Lengua Materna-Matemáticas

Tabla B6-1: Vecino más Cercano sin reemplazo

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-6.292*** (1.922)	-5.569** (2.320)	-5.456** (2.342)	-3.381* (1.788)
$Español_i$	3.542*** (1.081)	2.528 (1.821)	-1.164 (2.280)	-0.634 (1.726)
$Español_i * Madre_i$	3.576* (2.079)	4.108 (2.517)	5.559** (2.416)	3.381* (1.845)
T_i^{t-1}				0.631*** (0.0736)
Constante	14.19*** (1.013)	14.12*** (1.688)	-11.94 (24.23)	-14.60 (18.33)
Observaciones	279	113	113	113
R-squared	0.149	0.170	0.383	0.651
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.130*** (0.345)	-1.000** (0.417)	-0.980** (0.420)	-0.607* (0.321)
$Español_i$	0.636*** (0.194)	0.454 (0.327)	-0.209 (0.409)	-0.114 (0.310)
$Español_i * Madre_i$	0.642* (0.373)	0.737 (0.452)	0.998** (0.434)	0.607* (0.331)
T_i^{t-1}				0.619*** (0.0722)
Constante	-0.417** (0.182)	-0.429 (0.303)	-5.109 (4.351)	-4.081 (3.293)
Observaciones	279	113	113	113
R-squared	0.149	0.170	0.383	0.651
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla B6-2: Dos Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-6.292*** (1.922)	-5.813*** (2.180)	-4.446** (2.219)	-3.355** (1.629)
$Español_i$	3.542*** (1.081)	2.051 (1.652)	-0.395 (1.973)	-0.292 (1.455)
$Español_i * Madre_i$	3.576* (2.079)	4.296* (2.367)	4.315* (2.235)	3.161* (1.641)
T_i^{t-1}				0.650*** (0.0675)
Constante	14.19*** (1.013)	14.37*** (1.521)	-1.900 (22.34)	-6.337 (16.37)
Observaciones	279	122	122	121
R-squared	0.149	0.157	0.355	0.659
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.130*** (0.345)	-1.044*** (0.391)	-0.798** (0.398)	-0.602** (0.292)
$Español_i$	0.636*** (0.194)	0.368 (0.297)	-0.0708 (0.354)	-0.0524 (0.261)
$Español_i * Madre_i$	0.642* (0.373)	0.771* (0.425)	0.775* (0.401)	0.567* (0.295)
T_i^{t-1}				0.637*** (0.0662)
Constante	-0.417** (0.182)	-0.386 (0.273)	-3.306 (4.011)	-2.554 (2.939)
Observaciones	279	122	122	121
R-squared	0.149	0.157	0.355	0.659
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B6-3: Tres Vecinos más cercanos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-6.292*** (1.922)	-5.275** (2.107)	-3.766* (2.220)	-3.569** (1.597)
$Español_i$	3.542*** (1.081)	2.739* (1.561)	0.481 (2.010)	-0.346 (1.457)
$Español_i * Madre_i$	3.576* (2.079)	3.608 (2.300)	3.774* (2.239)	3.334** (1.611)
T_i^{t-1}				0.660*** (0.0660)
Constante	14.19*** (1.013)	13.83*** (1.419)	-4.004 (22.57)	-7.235 (16.24)
Observaciones	279	122	121	121
R-squared	0.149	0.167	0.333	0.659
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.130*** (0.345)	-0.947** (0.378)	-0.676* (0.399)	-0.641** (0.287)
$Español_i$	0.636*** (0.194)	0.492* (0.280)	0.0863 (0.361)	-0.0621 (0.262)
$Español_i * Madre_i$	0.642* (0.373)	0.648 (0.413)	0.677* (0.402)	0.599** (0.289)
T_i^{t-1}				0.647*** (0.0647)
Constante	-0.417** (0.182)	-0.482* (0.255)	-3.684 (4.052)	-2.692 (2.916)
Observaciones	279	122	121	121
R-squared	0.149	0.167	0.333	0.659
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla B6-4: Emparejamiento Kernel

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: Raw Score				
$Madre_i$	-6.292*** (1.922)	-5.483** (2.190)	-2.919 (2.197)	-2.777* (1.552)
$Español_i$	3.542*** (1.081)	2.356 (1.586)	0.314 (2.069)	0.199 (1.476)
$Español_i * Madre_i$	3.576* (2.079)	4.125* (2.393)	3.574 (2.227)	3.006* (1.574)
T_i^{t-1}				0.646*** (0.0610)
Constante	14.19*** (1.013)	14.04*** (1.430)	-17.14 (22.01)	-21.36 (15.55)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.149	0.137	0.369	0.689
Panel B: Score Estandarizado				
$Madre_i$	-1.130*** (0.345)	-0.984** (0.393)	-0.524 (0.394)	-0.499* (0.279)
$Español_i$	0.636*** (0.194)	0.423 (0.285)	0.0564 (0.372)	0.0358 (0.265)
$Español_i * Madre_i$	0.642* (0.373)	0.741* (0.430)	0.642 (0.400)	0.540* (0.283)
T_i^{t-1}				0.634*** (0.0598)
Constante	-0.417** (0.182)	-0.445* (0.257)	-6.042 (3.951)	-5.260* (2.791)
Observaciones	279	127	126	126
R-squared	0.149	0.137	0.369	0.689
Matching	NO	SI	SI	SI
Covariantes	NO	NO	SI	SI
Valor Añadido	NO	NO	NO	SI

Nota: Los covariantes utilizados se encuentran detallados en la sección 3.2.

Errores estandar entre paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$