

# **Evaluando el Impacto de Subsidios Escolares en Bolivia: Una Aproximación No-Paramétrica Reducida**

## **Assesing the Impact of School Subsidies in Bolivia: A Reduced Form Non-Parametric Approach**

**Werner L. Hernani-Limarino\***

**Junio, 2013**

**Resumen<sup>1</sup>**

Este documento evalúa el impacto del programa de subsidio escolar en Bolivia, *Bono Juancito Pinto (BJP)*, sobre la asistencia escolar. El BJP es una transferencia monetaria relativamente pequeña (menos de 30 dólares por niño al año) condicionada a estar matriculado en una escuela pública y asistir regularmente a clases. Como no existen alternativas factibles de un grupo de control, utilizamos simples modelos de comportamiento para entender la decisión de escuela-trabajo y derivamos contrafactuales de interés. La estimación es conducida utilizando estimadores de regresiones de Kernel bidimensionales. Los resultados sugieren que el BJP ha sido exitoso en aumentar la asistencia escolar solo para niños más jóvenes – 6 a 8 años de edad, y particularmente a niñas. La conclusión es que el BJP ha motivado solamente la matriculación de los niños a una edad adecuada pero no ha dado incentivos adicionales para asistir a aquellos que ya se matricularon alguna vez.

**Palabras clave:** Evaluación de impacto, transferencias monetarias condicionadas, educación

---

\*Fundación ARU. Contacto: whl@aru.org.bo

<sup>1</sup> Los puntos de vista y opiniones expresados en este documento son de los autores y no necesariamente reflejan los puntos de vista y opiniones de la Fundación ARU o de ninguna otra institución a la cual se encuentre afiliado. Estoy agradecido a Petra Todd, Kenneth Wolpin, Jaime Ruiz-Tagle y los participantes del XVI Encuentro Anual del LACEA/IADB/WB/UNDP y la Red de Investigación en Desigualdad y Pobreza (NIP) por sus útiles comentarios y sugerencias. Una versión anterior de este documento fue circulado bajo el título de “Una Evaluación Ex-Ante del *Bono Juancito Pinto*”.

## **Abstract**

This paper assesses the impact of Bolivia's school subsidy program, *Bono Juancito Pinto* (BJP), on school attendance. BJP is a relatively small cash transfer (less than 30 dollars per child per year) given conditional on being enrolled into a public school and on regular school attendance. Since there are no feasible alternatives of a control group, we use simple structural behavioral models to understand the school-work decision and derive counterfactuals of interest. Estimation is conducted using two dimensional kernel regression estimators. Our results suggest that BJP has been successful increasing school attendance only for young children – 6 to 8 years old, and particularly for girls. We conclude that BJP has only encourage households to enroll children to school at the proper age but has not give an additional incentive to attend to those already enrolled for the first time.

**Keywords:** Impact evaluation, conditional cash transfers, education

**Clasificación/Classification:** C14, I2, I3

## 1 Introducción

Este documento evalúa el impacto del programa de subsidios escolares en Bolivia, *Bono Juancito Pinto (BJP)*, sobre la asistencia escolar. El principal objetivo del BJP es “romper con las trampas de pobreza intergeneracionales brindando incentivos para una asistencia escolar regular”. Este subsidio es una transferencia monetaria relativamente pequeña (menos de 30 Dólares Americanos) que es otorgada anualmente a niños condicionado a: (1) estar matriculado en una escuela pública, y (2) tener una asistencia escolar *regular* – al menos 80% de los días regulares. El programa comenzó abarcando sólo a los primeros cinco cursos en 2006 (Decreto Supremo No. 28899), fue ampliado al sexto curso en 2007 (Decreto Supremo No. 29321) y al séptimo y octavo curso en 2008 (Decreto Supremo No. 29652).

Un gran número de razones puede ser utilizadas para justificar una evaluación del impacto del BJP, pero la más importante es que el BJP no es un programa barato –al menos para Bolivia. Dadas las altas tasas de cobertura del programa (de 1.1 millones de niños en 2006 a 1.8 millones en 2009), la inversión en el BJP ha aumentado de 249 millones de bolivianos a 380 millones.

Evaluar el impacto de programas cuasi-universales no es una tarea fácil con métodos *ex-post* - si es que es posible. Dada la ausencia de un grupo de control “comparable” dentro del país, una alternativa podría asumir que los indicadores de resultado post-programa bajo ningún tratamiento son iguales a los indicadores de resultado pre-programa bajo tratamiento y utilizar estimadores *antes y después*. Sin embargo, dado el crecimiento pro pobre observado durante el periodo de implementación del programa, esta alternativa no parece ser una buena opción. Otra alternativa sería utilizar métodos sintéticos de diferencias en diferencias (Abadie et. al. 2007), pero el hecho que la mayoría de los países “control” han estado implementando alguna clase de subsidios para la asistencia escolar complica la construcción de un país de control “sintético”.

Por el contrario, las evaluaciones *ex-ante* pueden ser utilizadas incluso en la ausencia de grupos de control comparables. Los modelos de comportamiento estructurales pueden ser utilizados no solo para comprender la decisión escuela-trabajo pero también para derivar y estimar contrafactuales de interés. Todd y Wolpin (2006) han utilizado métodos de evaluación *ex-ante* para evaluar el impacto de subsidios escolares en México. Ellos encontraron que –al menos para las niñas, los impactos predichos son bastante similares a los impactos experimentales, tanto en magnitud como en réplicas de patrones de edad, con los impactos más grandes observados en edades más altas. Este documento sigue su aproximación de cerca.

El resto del documento se encuentra organizado como sigue. La Sección 2 describe algunos modelos simples de comportamiento que nos ayuda a entender los fundamentos de la decisión escuela-trabajo y derivar contrafactuales de interés. La Sección 3 presenta los métodos de estimación e inferencia utilizados. La Sección 4 presenta los resultados y la Sección 5 realiza una conclusión del estudio.

## 2 El Modelo

### 2.1 Caso 1: Niño único con ofertas salariales exógenas

Es usualmente más fácil entender los fundamentos de un modelo comenzando con una versión más simple del mismo. Aquí se presenta una versión del modelo con un niño por familia donde las ofertas salariales se asumen como exógenas. Se pueden describir tres simples variedades de equilibrio: (1) un escenario sin política, (2) una transferencia condicionada a la asistencia escolar, y (3) una transferencia monetaria no condicionada por niño.

#### 2.1.1 Escenario sin política

Primero, se considera una economía donde cada hogar sólo tiene un niño y afronta una decisión única del periodo acerca de si mandar al niño a la escuela o a trabajar. Se asume que la utilidad del hogar depende sólo de su nivel de consumo y si el niño asiste a la escuela. Sea  $c$  el consumo del hogar, y el ingreso neto del hogar de las ganancias del niño, y  $s$  un indicador de si el niño asiste a la escuela o no, i.e.

$$s = \begin{cases} 1 & \text{si el niño asiste a la escuela} \\ 0 & \text{si el niño trabaja} \end{cases} \quad (1)$$

En esta economía, el problema de maximización de la utilidad del hogar puede estar dado por:

$$\max_s U(c, s, \mu) \quad (2)$$

$$\text{s.t.: } c = y + w(1 - s)$$

En palabras, el hogar debe decidir si envía al niño a la escuela y derivar utilidad de su asistencia pero renunciando a su contribución al ingreso del hogar; o enviar al niño a trabajar y obtener su salario como una contribución al ingreso del hogar pero renunciando a la utilidad derivada de su asistencia a la escuela. Note que en este modelo simple, la elección óptima del hogar estará dada por una función de tres parámetros, el ingreso del hogar, el salario del niño y una heterogeneidad no observada del parámetro  $\mu$ ,

$$s^* = \phi(y, w, \mu) \quad (3)$$

#### 2.1.2 Un subsidio de Transferencia Monetaria Condicionada (TMC)

Ahora se considera la misma economía con una política que proporciona una transferencia monetaria condicionada a la asistencia escolar. Sea el monto del subsidio  $\tau$ . Bajo esta política, el problema de maximización de la utilidad del hogar estará dado por:

$$\max_s U(c, s, \mu) \quad (4)$$

$$\text{s.t.: } c = y + w(1 - s) + \tau s = (y + \tau) + (w - \tau)(1 - s)$$

En este caso, el hogar debe decidir si envía al niño a la escuela y no solo derivar utilidad sino también recibir algo de dinero por su asistencia pero seguir renunciando al salario que podría ganar en el mercado laboral; o enviar al niño a trabajar y obtener su salario como una contribución al ingreso del hogar pero renunciando a la utilidad derivada de su asistencia escolar y a la transferencia monetaria. Es importante notar que bajo un subsidio de TMC, la elección óptima del hogar es una función de los mismos tres parámetros y del subsidio escolar.

$$s^{**} = \Phi(\tilde{y}, \tilde{w}, \mu) = \Phi(y + \tau, w - \tau, \mu) \quad (5)$$

Adicionalmente, es importante notar que la decisión de escolarizar para una familia con un ingreso,  $y$ , salario del niño,  $w$ , y una heterogeneidad no observada,  $\mu$ , bajo el subsidio de TMC sería el mismo que la elección de escolarizar para una familia con ingreso  $\tilde{y}$ , salario del niño  $\tilde{w}$ , y una heterogeneidad no observada  $\mu$ , bajo ningún régimen de política. Esto genera dos posibilidades para predecir los potenciales efectos del subsidio de TMC. Una alternativa sería utilizar información recolectada antes de la implementación de la política y estimar el contrafactual,

$$\Phi(y + \tau, w - \tau, \mu) - \Phi(y, w, \mu) \quad (6)$$

Otra alternativa sería utilizar datos recolectados después de la implementación de la política y estimar el contrafactual,

$$\Phi(y, w, \mu) - \Phi(y + \tau, w - \tau, \mu) \quad (7)$$

### 2.13 Un subsidio de Transferencia Monetaria No Condicionada (TMNC)

Ahora se considera una economía con la misma estructura pero con una política alternativa que otorga una transferencia monetaria por niño a todas las familias, i.e. una transferencia monetaria no condicionada. Sea el monto de la transferencia monetaria  $v$ . Bajo esta política, el problema de maximización de la utilidad del hogar estará dado por:

$$\max_s U(c, s, \mu) \quad (8)$$

$$\text{s.t.: } c = y + w(1 - s) + v = (y + v) + w(1 - s)$$

En este caso, el hogar recibe algo de dinero independientemente de su elección de enviar o no al niño a la escuela. Por lo tanto, la elección óptima del hogar es una función de los mismos tres parámetros y el subsidio de TMNC.

$$s^{***} = \Phi(\tilde{y}, w, \mu) = \Phi(y + v, w, \mu) \quad (9)$$

Nuevamente, es importante notar que la elección de escolarizar para la familia con un ingreso  $y$ , salario del niño,  $w$ , y una heterogeneidad no observada,  $\mu$ , bajo el subsidio de TMC sería el mismo que la elección de escolarizar para una familia con ingreso  $\tilde{y}$ , salario del niño  $w$ , y una heterogeneidad no observada  $\mu$ , bajo ningún régimen de política. Esto nos brinda dos posibilidades para predecir los potenciales efectos de un subsidio de TMNC. Una alternativa sería utilizar datos recolectados antes de la implementación de la política y estimar el contrafactual,

$$\Phi(y + v, w, \mu) - \Phi(y, w, \mu) \quad (10)$$

Otra alternativa sería utilizar datos recolectados después de la implementación de la política TMNC y estimar lo que podría haber pasado si la política no requeriría la asistencia escolar, i.e. contrafactual,

$$\Phi(y, w, \mu) - \Phi(y - v, w, \mu) \quad (11)$$

## 2.2 Caso 2: Varios niños con ofertas salariales endógenas

A pesar de que el modelo presentado anteriormente puede (y fue) utilizado para predecir el efecto de los subsidios escolares, puede ser mejorado al ampliarlo al caso de varios niños con ofertas salariales endógenas. Una versión más general del modelo permitirá al hogar tener  $n$  niños y tomaría en cuenta selectividad en los salarios observados, bajo este escenario el problema de maximización de utilidad del hogar estará dado por,

$$\max_{(s^1, s^2)} U(c, s^1, \dots, s^n | \mu) \quad (12)$$

$$\text{s.t.: } c = (y + n\tau) + (w - \tau) \sum_{i=1}^n (1 - s^i)$$

$$\ln(w) = \mu_w + \epsilon \quad (13)$$

Asumiendo que  $\epsilon$  es normalmente distribuido con promedio 0 y varianza  $\sigma^2$ , la selectividad en los salarios observados puede ser tomada en cuenta.

$$\begin{aligned} \ln(w) &= \mu_w + E[\epsilon | s = 0] + \epsilon - E[\epsilon | s = 0] = \\ &= \mu_w + E[\epsilon | U(y + \mu_w + \epsilon, 0) > U(y, 1)] + u \end{aligned} \quad (14)$$

## 3 Estimación e Inferencia

### 3.1 Efecto de Intención de Ser Tratado Promedio

Asumiendo que **condicionalmente** a un vector de características familiares, denotado por  $x$ , la distribución de heterogeneidad no observada es independiente tanto del ingreso del hogar como de los salarios, se utilizan técnicas no paramétricas para estimar contrafactuales de interés. Formalmente, asumiendo que,

$$f(\mu | y, w, x) = f(\mu | \tilde{y}, \tilde{w}, x) \quad (15)$$

Luego, el estimador de emparejamiento del efecto de tratamiento promedio para aquellos a quienes se les ofertó el programa (el tan llamado e “*intent-to-treat*” (ITT –*Intención a ser tratado*), el estimador estará dado por:

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1: j, i \in S_p}^n \{E(s_i | w_i = w_j - \tau, y_i = y_j + \tau) - s_j(w_j, y_j)\} \quad (16)$$

donde  $s_j(w_j, y_j)$  indica la decisión de asistencia escolar para el niño del hogar  $j$  con características  $(w_j, y_j)$ . Note que el promedio puede ser tomado sólo sobre la región de apoyo de traslape  $S_p$ , el cuál en este caso está sobre el set de familias  $j$  para los cuáles los valores de  $w_j - \tau$  y  $y_j + \tau$  recae dentro del apoyo observado de  $w_i$  y  $y_i$ .

Se estiman los indicadores de resultado emparejados  $E(s_i | w_i = w_j - \tau, y_i = y_j + \tau)$  no paraméricamente utilizando el estimador de la regresión de Kernel bidimensional. Dado  $w_0 = w_j - \tau_j$  y  $y_0 = y_j - \tau_j$ , el estimador esta dado por:

$$E(s_i | w_i = w_j - \tau, y_i = y_j + \tau) = \frac{\sum_{j=1: j, i \in S_p}^n s_i K\left(\frac{w_i - w_0}{h_n^w}\right) K\left(\frac{y_i - y_0}{h_n^y}\right) 1(x_1 = x_0)}{\sum_{j=1: j, i \in S_p}^n K\left(\frac{w_i - w_0}{h_n^w}\right) K\left(\frac{y_i - y_0}{h_n^y}\right) 1(x_1 = x_0)} \quad (17)$$

Donde  $K(\cdot)$  representa la función bponderada de kernel y  $h_n^w$  y  $h_n^y$  son los parámetros estabilizadores (o ancho de banda)<sup>2</sup>.

### 3.2 Tasas de Asimilación

No todas las familias escogerán participar del programa de subsidio. La tasa de cobertura es la probabilidad que una familia asuma el programa de subsidio. En este caso particular, la probabilidad que una familia envíe a los niños a la escuela cuando el programa se encuentre en funcionamiento es,

$$\Pr(s(w - \tau, y + \tau) = 1) = E(s(w - \tau, y + \tau)) \quad (18)$$

Estimo esta probabilidad utilizando una regresión no paramétrica de la variable indicativa  $s$  sobre  $w$  y  $y$  – solo para familias cuyos valores de  $w$  y  $y$  caen dentro de la región de traslape, evaluados en los puntos  $w - \tau, y + \tau$ .

### 3.3 Efecto del Impacto Promedio sobre los Tratados

Utilizando el estimador ITT y el estimador TR, es fácil obtener una estimación del efecto de tratamiento promedio sobre los tratados (ATT por sus siglas en inglés). Note que la relación entre ITT y el ATT para una familia con características  $w, y$  está dada por:

---

<sup>2</sup>  $K(s) = \frac{15}{16}(s^2 - 1)^2$  si  $|s| \leq 1$

$$ITT(W, Y) = \frac{\Pr(\text{participa en el programa}|w, y) ATT(w, y) + \Pr(\text{no participa en el programa}|w, y)}{\Pr(\text{participa en el programa}|w, y) + \Pr(\text{no participa en el programa}|w, y)} \quad (19)$$

De esta manera, para obtener una estimación promedio global del ATT, solo integramos sobre la distribución de los valores de  $w$  y  $y$  que caen dentro de la región de apoyo.

$$ATT(w, y) = \frac{ITT(w, y)}{E(s|w-\tau, y+\tau)} \quad (20)$$

Empíricamente, esto se hace simplemente promediando sobre las estimaciones ATE para cada familia dentro de la región de apoyo:

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1:J, i \in S_p} \frac{E(s_i|w_i=w_j-\tau, y_i=y_j+\tau) - s_j(w_j, y_j)}{E(s_i|w_i=w_j-\tau, y_i=y_j+\tau)} \quad (21)$$

## 4 Prediciendo los Efectos del BJP

### 4.1 Datos

Para evaluar el impacto del BJP utilizamos el set armonizado de Encuestas de Hogares de la Fundación ARU<sup>3</sup>. Es importante notar que el set armonizado de Encuestas de Hogares ha utilizado una definición uniforme de variables e indicadores —en la medida que es posible, se ha evitado cualquier tipo de imputación o método de ajuste y, más importante, ha corregido diferencias en diseños de muestra entre las diferentes encuestas construyendo nuevos pesos muestrales utilizando métodos de post-estratificación (Para mayores detalles véase Hernani-Limarino (2009) y Fundación ARU (2010)).

Una clave futura de nuestro método es la utilización de datos *antes* y *después* de la implementación de la política. Por lo tanto, se ha realizado la estimación utilizando las encuestas de un año antes y un año después de la implementación del BJP, i.e. se utilizan los años 2005 y 2007 para evaluar el impacto del BJP sobre educación primaria *básica* (cursos de 1ro a 5to) y los años 2006 y 2008 para evaluar el impacto del BJP sobre el primer cursos de la educación primaria *intermedia* (6to curso); y los años 2007 y 2009 para evaluar el impacto del BJP sobre el segundo y tercer curso de la educación primaria *intermedia* (7mo y 8vo curso).

De las encuestas de hogares utilizamos información sobre la edad y el sexo de los niños, el nivel de educación más alto aprobado por el niño, si el niño se encuentra actualmente matriculado en un establecimiento educativo y el ingreso de los padres (tutores). El ingreso total de la familia incluye no solo ingresos laborales sino también otras fuentes de ingreso no laboral. Los ingresos laborales incluyen los salarios netos (después de impuestos y descuentos de seguridad social) más ingreso laboral en especies para

---

<sup>3</sup> El set armonizado de Encuestas incluyen Encuesta de Mejoramiento de Condiciones de Vida de 1999 a 2002, la Encuesta de Ingresos y Gastos de los años 2003 y 2004, las Encuestas de Hogares de 2005 a 2009.



empleados e ingresos netos (ingreso bruto menos costos de producción) para los autoempleados. Los ingresos no laborales incluyen pagos de seguridad social, ingresos por propiedades como también transferencias recibidas de otras familias o el gobierno.

## 4.2 Resultados

La Tabla 1 presenta las predicciones ex-ante del efecto del BJP desagregado por edad (filas) y sexo (paneles). La columna (1) presenta los tamaños de muestra, la columna (2) presenta el % de traslape, la columna (3) presenta el efecto predicho y sus errores estándar basados en 500 réplicas de *bootstrap*. Nuestros resultados sugieren que el BJP ha sido exitoso aumentando la asistencia escolar sólo de niños más jóvenes y particularmente de las niñas. En el caso de los niños, el efecto sobre la asistencia escolar es de 6.2 puntos porcentuales (significativo al 1%) para niños de 6 años de edad, 4.0 puntos porcentuales (significativo al 5%) para niños de 7 años de edad, y 1.9 puntos porcentuales (significativo al 10%) para niños de 8 años de edad. Todas las edades restantes no mostraron ningún efecto sobre la asistencia escolar de los niños. En el caso de las niñas, el efecto sobre la asistencia escolar es de 8.2 puntos porcentuales (significativo al 1%) para niñas de 6 años de edad, 6.1 puntos porcentuales (significativo al 5%) para niñas de 7 años de edad y 3.3 puntos porcentuales (significativo al 5%) para niñas de 8 años de edad. Nuevamente, todas las edades restantes no mostraron ningún efecto sobre la asistencia escolar de las niñas.

La Tabla 2 presenta predicciones ex-post del efecto del BJP desagregado por edad y sexo. Como fue el caso de las predicciones ex-ante, nuestros resultados sugieren que el BJP ha sido exitoso aumentando la asistencia escolar sólo para los niños más jóvenes y particularmente para niñas. En el caso de los niños, el efecto ex-post sobre la asistencia escolar es de 5.0 puntos porcentuales (significativo al 1%) para niños de 6 años de edad, 2.4 puntos porcentuales (significativo al 5%) para niños de 7 años de edad y 1.8 puntos porcentuales (significativo al 10%) para niños de 8 años de edad. En el caso de las niñas, el efecto sobre la asistencia escolar es de 6.0 puntos porcentuales (significativo al 1%) para niñas de 6 años de edad, 4.0 puntos porcentuales (significativo al 5%) para niñas de 7 años de edad y 2.0 puntos porcentuales (significativo al 5%) para niñas de 8 años de edad. Los patrones similares para las predicciones ex-ante y ex-post pueden ser interpretados como un signo de la robustez del método utilizado.

## 5 Conclusiones

Este documento intenta evaluar el impacto del programa de subsidios escolares en Bolivia, *Bono Juancito Pinto (BJP)*, sobre la asistencia escolar y el trabajo infantil. El BJP es una transferencia monetaria relativamente pequeña de menos de 30 dólares por año que es otorgado a niños con la condición de estar matriculado a una escuela pública y su asistencia escolar. Como no hay posibilidades de un grupo de control utilizamos modelos estructurales simples de comportamiento para entender la decisión escuela-trabajo y derivar contrafactuales de interés. La estimación es conducida utilizando estimadores de la regresión de Kernel bidimensionales. Tanto las predicciones ex-ante como las predicciones ex-post sugieren que el BJP ha sido exitoso aumentando la asistencia escolar sólo para niños de 6 a 8 años de edad, y particularmente para niñas. Todas las edades restantes no muestran ningún efecto sobre la asistencia escolar tanto de

niños como de niñas. Los patrones similares de las predicciones ex-ante y ex-post pueden ser interpretados como un signo de robustez en el método.

De esta manera, la principal conclusión es que el BJP sólo ha motivado la matrícula de los niños a la escuela en la edad adecuada para hacerlo, pero no ha dado un incentivo adicional para asistir a la escuela a aquellos niños que ya se han inscrito alguna vez.

## Referencias

- [1] Abadie, A., A. Diamond, and J. Hainmueller. “Synthetic Control Methods for Comparative Case Studies: Estimating the Effect of California’s Tobacco Control Program”. *Journal of the American Statistical Association* 105 (2010): 493-505.
  
- [2] Gobierno del Estado Plurinacional de Bolivia (2006), Decreto Supremo No. 28899, 26 de Octubre
  
- [3] Gobierno del Estado Plurinacional de Bolivia (2007), Decreto Supremo No. 29321, 24 de Octubre
  
- [4] Gobierno del Estado Plurinacional de Bolivia (2008), Decreto Supremo No. 29321, 23 de Julio
  
- [5] Todd, Petra E., and Kenneth I. Wolpin. (2006), “Assesing the Impact of a School Subsidy Program in Mexico: Using a Social Experiment to Validate a Dynamic Behavioral Model of Child Schooling and Fertility.” *American Economic Review*, 96(5): 1384-1417.

Tabla 1: Predicciones Ex-Ante del Impacto del BJP

Edad	Panel A. Niños			Panel B. Niñas			Panel C. Niños y niñas		
	Tamaño de Muestra	% de Traslape	Efecto	Tamaño de Muestra	% de Traslape	Efecto	Tamaño de Muestra	% de Traslape	Efecto
6	175	85	0.062***	211	87	0.082***	386	86	0.073***
7	233	89	0.04**	213	84	0.061**	446	87	0.05**
8	216	92	0.019*	200	89	0.033**	416	91	0.026**
9	209	95	0.001	207	95	0.001	416	95	0.001
10	202	93	0.002	218	94	0.001	420	94	0.002
11	210	91	0.003	181	93	0.005	391	92	0.004
12	218	94	-0.005	216	92	-0.005	434	93	-0.005
13	207	89	0.025	188	91	0.001	395	90	0.014
14	199	87	-0.003	207	89	0.024	406	88	0.011
15	208	83	0.003	220	82	-0.009	428	83	-0.003

Fuente: Cálculo de los autores en base al set armonizado de Encuestas de Hogares de la Fundación ARU.

Tabla 2: Predicciones Ex-Post del Impacto del BJP

Edad	Panel A. Niños			Panel B. Niñas			Panel C. Niños y niñas		
	Tamaño de Muestra	% de Traslape	Efecto	Tamaño de Muestra	% de Traslape	Efecto	Tamaño de Muestra	% de Traslape	Efecto
6	168	83	0.05***	167	86	0.06***	335	85	0.055***
7	172	86	0.024**	159	88	0.04**	331	87	0.032**
8	191	82	0.018*	210	89	0.02**	401	86	0.019**
9	170	92	0.001	168	84	-0.001	338	88	0
10	180	94	0	190	90	0.002	370	92	0.001
11	154	87	0.005	205	94	0.003	359	91	0.004
12	195	94	-0.004	171	92	0.005	366	93	0
13	175	91	0.003	187	86	0.025	362	89	0.014
14	191	90	0.005	185	95	0.003	376	93	0.004
15	184	86	0.007	160	89	0.003	344	88	0.005

Fuente: Cálculo de los autores en base al set armonizado de Encuestas de Hogares de la Fundación ARU.