

EL EFECTO DE LA REDISTRIBUCIÓN DEL INGRESO SOBRE LA REDUCCIÓN DE LA POBREZA EN BOLIVIA

Darwin Ugarte O. y Osmar Bolívar R.*

RESUMEN

El presente trabajo evalúa el impacto de las políticas de transferencias sociales condicionadas en Bolivia, cuantificando el impacto del Bono Juancito Pinto, Bono Juana Azurduy y la Renta Dignidad sobre la reducción de la pobreza. El estudio se basa en información de la Encuesta de Hogares 2013 y en la aplicación de técnicas de evaluación de impacto. Los resultados sugieren que la implementación de estos programas redujo la incidencia de la pobreza moderada en Bolivia en 8,2pp y la pobreza extrema en 9,6pp en el grupo que recibió estas transferencias.

Clasificación JEL: I38, D04, C21

Palabras clave: Programas Sociales de Transferencia Condicionada, Evaluación de Impacto, Pobreza

* Investigadores de la Unidad de Análisis y Estudios Fiscales del Ministerio de Economía y Finanzas Públicas. El contenido del presente documento es de responsabilidad de los autores y no compromete la opinión de la institución a la que pertenecen. Enviar cualquier comentario a: osmar.jsmpf@gmail.com o darwinismo@hotmail.com

I. INTRODUCCIÓN

Históricamente Bolivia se ha caracterizado por tener elevados niveles de pobreza. Los datos del Censo Nacional de Población y Vivienda del 2002 señalaban que el 65 por ciento de la población vivía en la pobreza, y de éste, casi el 40 por ciento en la extrema pobreza; rasgos que catalogaban al país como uno de los más pobres en América Latina; ver Banco Mundial (2006) para una descripción de las características de la pobreza en Bolivia en esos años. Actualmente, datos de la Encuesta de Hogares de 2013 señalan que la proporción de la población en pobreza extrema se redujo a 18,8% en 2013, asimismo, se logró reducir la pobreza moderada a 39,1% en el mismo año. Este patrón de comportamiento de la pobreza implicó que Bolivia cumpliera cuatro años antes del plazo establecido, el 2011, el primero de los Objetivos de Desarrollo del Milenio (ODM): reducir la pobreza extrema hasta un 24,1% en el 2015.¹¹

Estos resultados podrían entenderse como producto de las políticas sociales aplicadas en los últimos años en el país, las más importantes, las transferencias condicionadas, es decir, el Bono Juancito Pinto, Bono Juana Azurduy y Renta Dignidad. El Bono Juancito Pinto consiste en un pago único anual de Bs.200 a todos los niños y niñas del nivel primario y estudiantes del nivel secundario que hayan asistido al menos al 80 por ciento de sus clases. El Bono Juana Azurduy es un incentivo económico que induce la asistencia de las madres a los servicios de salud materna e infantil con pagos distribuidos a lo largo del ciclo pre y post parto por un monto total de Bs.1.820. La Renta Dignidad es un programa de prestación vitalicia no contributiva para la población mayor de 60 años de edad con pagos mensuales de Bs.250 para no rentistas y Bs.200 para rentistas.

Estas políticas se desarrollan en el marco del nuevo rol que posee el Estado en la economía a partir del año 2006 con el Modelo Económico Social Comunitario Productivo.¹² En este marco, el nuevo enfoque de política económica sostiene

11 El año 2000, los 189 países miembros de las Naciones Unidas acordaron conseguir para el 2015 ciertas metas en torno a un programa común: abordar multidimensionalmente el problema de la pobreza, estas metas fueron llamadas Objetivos de Desarrollo del Milenio, ODM.

12 Una revisión sobre la evolución de la política social en Bolivia se encuentra en Monterrey (2013)

que el Estado debe tener la capacidad de generación del excedente económico y de redistribución del mismo a los sectores más vulnerables. Es decir, debe evitar la concentración del ingreso, redistribuir y así buscar la participación de los agentes económicos aislados. Nótese también que la reducción de la pobreza es una preocupación del Estado instituida en la Constitución Política del Estado Plurinacional de Bolivia.¹³

El objetivo del presente trabajo es evaluar el impacto de la política social en Bolivia, determinando cuantitativamente el impacto de las políticas de redistribución del ingreso (Bono Juancito Pinto, Bono Juana Azurduy y Renta Dignidad), sobre la reducción de la pobreza. Para ello se utiliza información de la Encuesta de Hogares 2013 y se aplican técnicas de evaluación de impacto. Los resultados sugieren que la implementación de estos programas redujo la incidencia de la pobreza moderada en Bolivia en 8,2pp y la pobreza extrema en 9,6pp en el grupo que recibió estas transferencias.

Una explicación a los resultados obtenidos en el presente documento se puede encontrar en la reciente literatura que enfatiza las externalidades que surgen de los programas de redistribución; así por ejemplo, existen trabajos que propugnan el efecto de las transferencias sociales sobre el crecimiento económico de los hogares de los beneficiarios, considerando como mecanismo el impacto de las transferencias sobre las capacidades productivas de los beneficiarios en términos de capital humano, la acumulación de activos físicos y financieros y la oferta de trabajo; ver Barrientos (2011) para una revisión. En la misma línea, Sadoulet et. al. (2001) sostienen que los programas de transferencia sociales tienen efectos multiplicadores en el ingreso al ser usualmente invertidos y generar, de esta manera, una nueva fuente de ingresos para el futuro. Davies y Davey (2008) muestran el efecto multiplicador que las transferencias pueden tener en la economía local tomando como estudio de caso el Dowa Emergency Cash Transfer (DECT) en Malawi. Asimismo, en los países asiáticos se ha analizado el efecto de estas transferencias sobre el desarrollo de la demanda interna (Asian Development Bank Institute, 2010). En este marco, si bien el Bono Juancito Pinto y el Bono Juana Azurduy tienen objetivos relacionados con los sectores de educación y salud, respectivamente, el dinero obtenido se

13 El Artículo 316, numeral 7 de la Constitución Política del Estado de 2009 establece que parte de las funciones del Estado en la economía es erradicar la pobreza en sus múltiples dimensiones.

convierte en ingreso disponible y como tal puede ser utilizado para satisfacer las necesidades económicas.

Por otro lado, en los países en desarrollo, en la última década, se han implementado diferentes tipos de programas de transferencia social destinados a reducir la pobreza y existe una amplia literatura que examina la efectividad de los mismos, véase Fiszbein et. al., (2009), Villattoro (2005) para una revisión. En general, los resultados de estas evaluaciones sugieren que los mismos tienen un gran potencial para reducir la pobreza y la vulnerabilidad en los países en desarrollo. El mecanismo de transmisión es el ingreso disponible, ya que estas transferencias aumentan la capacidad de gasto y permiten acceder a bienes y servicios que mejoran las condiciones de vida de los beneficiarios. Al mismo tiempo, otra rama de la literatura discute los beneficios de condicionar o no los programas sociales, Rawlings y Rubio (2005), Son (2008) y Barrera-Osorio et. al. (2011) entre otros muestran que las transferencias de dinero son más efectivas cuando son condicionadas a algún accionar, Coady et. al. (2004) a su vez sugieren la necesidad de focalizar estos programas a los más pobres para hacerlos más efectivos.

En Bolivia son pocos los estudios que han analizado rigurosamente el efecto de los programas sociales, Escobar et. al. (2013) utilizando un diseño no experimental y una muestra de 9.158 personas y 2.748 hogares, analizan el impacto de la Renta Dignidad sobre la pobreza, el estudio concluye que la Renta Dignidad contribuyó a disminuir la incidencia de pobreza monetaria en 13.5pp para los hogares con personas adultas mayores. Yañez (2012) utiliza técnicas de evaluación ex-ante y por medio de microsimulaciones, con datos de la Encuesta de Hogares del 2005, sugiere que el Bono Juancito Pinto tendría un impacto positivo en la reducción de la inasistencia escolar, en la reducción de los niveles de indigencia y en la distribución del ingreso (sobre todo en el sector rural). Hernani (2013) sugiere que el Bono Juancito Pinto ha sido exitoso en aumentar la asistencia escolar solo para niños entre 6 y 8 años de edad, particularmente a niñas, y que no ha dado incentivos adicionales para asistir a aquellos que ya se matricularon alguna vez. Similares resultados fueron recientemente obtenidos por Aguilar (2014).

El presente documento se encuentra estructurado de la siguiente manera: en la siguiente sección se describen los programas sociales bajo consideración

y la evolución de la pobreza en Bolivia, en la tercera sección se describe la estrategia metodológica utilizada para analizar el efecto de las transferencias sociales sobre la pobreza, en la cuarta sección se muestran los resultados del análisis y la quinta sección concluye.

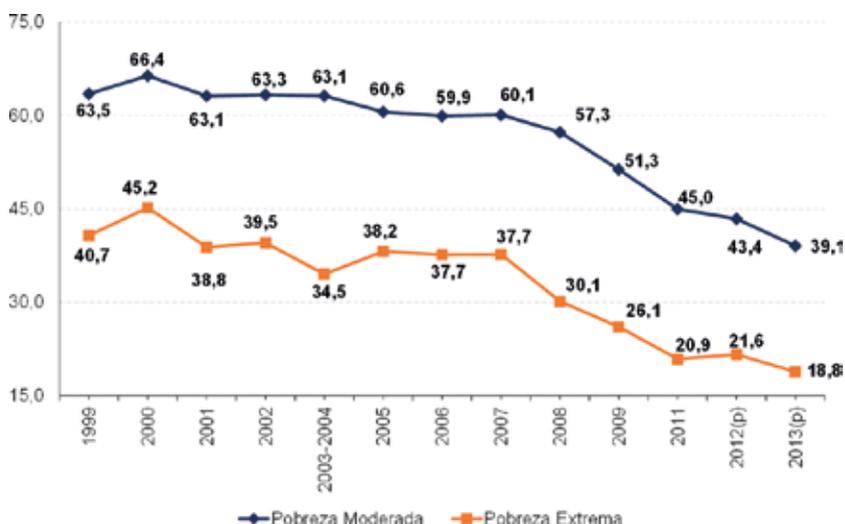
II. LA POBREZA EN BOLIVIA Y LOS PROGRAMAS DE REDISTRIBUCIÓN

a. La pobreza en Bolivia

La situación en las últimas dos décadas muestran panoramas diferentes en términos de pobreza en Bolivia, a principios de los años 2000, el país se caracterizaba por su elevada magnitud de pobreza y era uno de los más desiguales en la distribución del ingreso en América Latina. El año 2006, Bolivia comenzó cambios históricos que modificaron significativamente las características económicas y sociales del país, así en 2010 Bolivia pasó a ser un país de ingreso medio, se halla en un proceso firme de disminución de las brechas sociales y cumplió la meta de reducción de la pobreza en 2011, antes de la fecha establecida en los Objetivos de Desarrollo del Milenio el año 2000.

Como se aprecia en el Gráfico 1 en los últimos años los indicadores de pobreza e indigencia presentaron una tendencia decreciente, la incidencia de la pobreza disminuyó de 63,5% en 1999 a 39,1% en 2013 (24,1pp), asimismo la pobreza extrema se redujo de 40,7% en 1999 a 18,8% en 2013 (21,9 pp), es decir que la pobreza extrema cayó a más de la mitad de su valor inicial.

Gráfico 1: Pobreza Moderada y Extrema en Bolivia 1999 – 2013(p)
(En porcentaje)



(p) Preliminar

Fuente: Elaboración Ministerio de Economía y Finanzas Públicas en base a datos del Instituto Nacional de Estadística

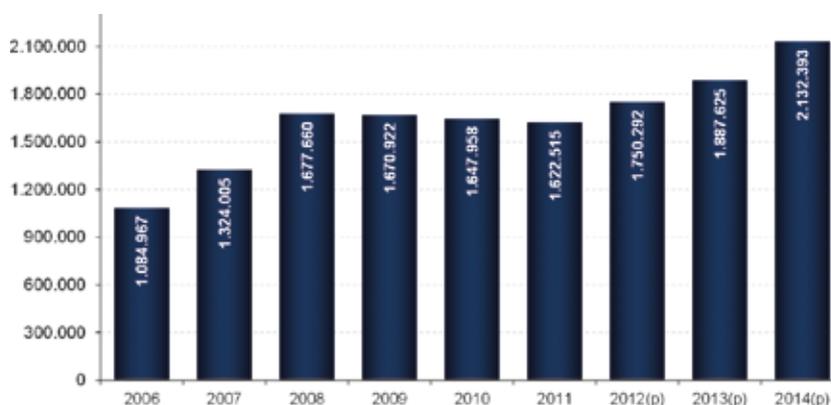
Es importante destacar que la disminución de la pobreza extrema se aceleró a partir del 2006. Entre 1999 y 2005, la pobreza moderada declinó tan sólo en 2,9 pp (de 63,5% a 60,6%) mientras que entre 2006 y 2013 lo hizo en 20,9 pp (de 59,9% a 39,1%). De igual manera la pobreza extrema entre 1999 y 2005 disminuyó en 2,6 pp mientras que en el período 2006 a 2013 ésta se redujo en 18,9 pp. Estas cifras revelan un quiebre importante en la efectividad de la política social en Bolivia, la misma que se encuentra correlacionada entre otras medidas, con la implementación de los tres programas condicionales de redistribución: Bono Juancito Pinto, Bono Juana Azurduy y Renta Dignidad.

b. Tres programas de redistribución

El Bono Juancito Pinto es un programa de transferencia condicionada en efectivo instituido el 26 de octubre de 2006 mediante Decreto Supremo N° 28899, con la finalidad de incentivar la matriculación, permanencia y culminación del año escolar de la población estudiantil. Este bono consiste en un pago único anual de Bs.200 a todos los niños y niñas del nivel primario y estudiantes del nivel secundario que hayan asistido al menos al 80 por ciento de sus clases. La

cobertura de beneficiarios de este bono se ha ido ampliando progresivamente desde 2006. En sus inicios esta transferencia estaba dirigida a estudiantes del primero hasta el quinto grado de primaria y actualmente cubre la totalidad de estudiantes de las unidades educativas públicas y de convenio de todo el país. Como se puede apreciar en el Gráfico 2, el número de beneficiarios de este programa se ha incrementado exponencialmente en el tiempo, el año 2006 alrededor de un millón de estudiantes recibieron los bonos, mientras que en 2014 se estima que lo hicieron más de dos millones de estudiantes. A su vez, es necesario destacar que las fuentes de financiamiento para el pago de este programa provienen exclusivamente de recursos de las empresas nacionalizadas.

Gráfico 2: Beneficiarios del Bono Juancito Pinto, 2006 – 2014(p)
(En número de beneficiarios)



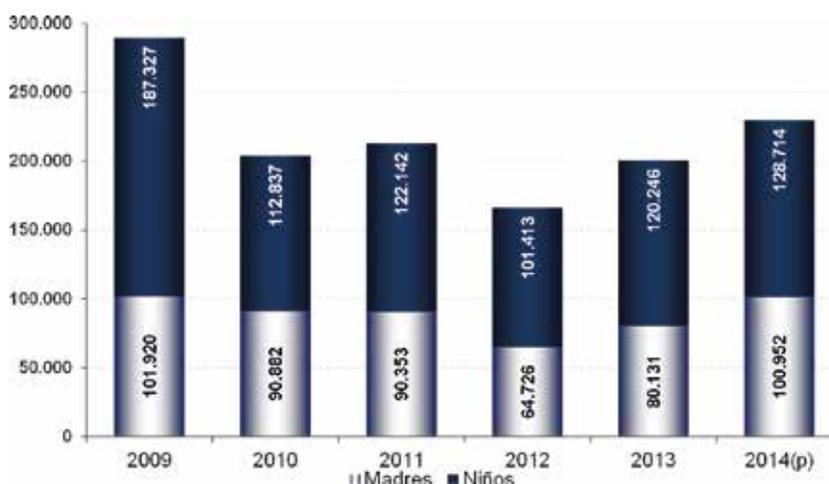
(p) Preliminar

Fuente: Elaboración Ministerio de Economía en base a datos del Ministerio de Educación

El Bono Juana Azurduy, establecido con el Decreto Supremo N° 066 de 3 de abril de 2009, es un programa social que tiene la finalidad de mejorar la salud y nutrición de las mujeres embarazadas y de niños y niñas menores de dos años. El bono es un incentivo económico que induce la asistencia de las madres a los servicios de salud materna e infantil de la siguiente manera: Bs.50 por cada uno de los cuatro controles prenatales (Bs.200 en total), Bs.120 por parto asistido y certificado por personal de salud, y su control, Bs.125 por cada uno de los 12 controles del niño o niña realizados cada dos meses

(Bs.1500 en total desde que nace, hasta que tenga dos años de edad). En todo este proceso el monto total recibido al cabo de los 33 meses es de Bs.1.820, que beneficia anualmente a alrededor de 200 mil personas en promedio (ver Gráfico 3). Los recursos para su financiamiento provienen, entre otras fuentes, de las utilidades por la inversión de las reservas internacionales.

Gráfico 3: Beneficiarios del Bono Juana Azurduy, 2009 – 2014(p)
(En número de beneficiarios)



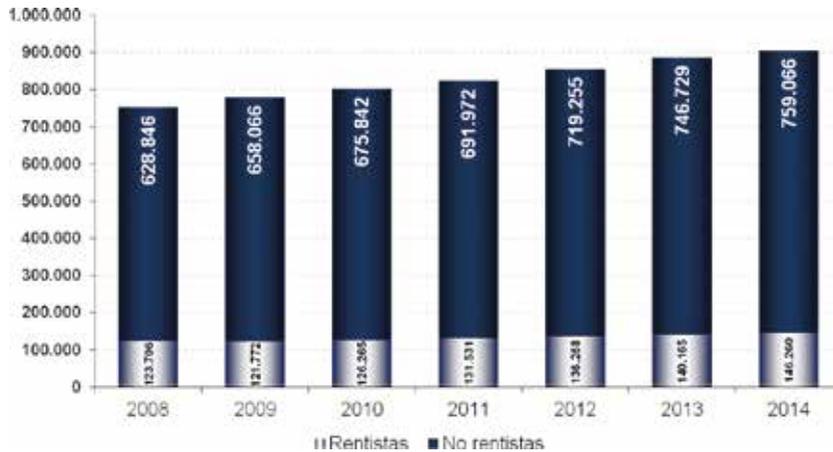
(p) Preliminar

Fuente: Elaboración Ministerio de Economía en base a datos del Ministerio de Salud

La Renta Dignidad, establecida el 28 de noviembre de 2007, mediante la Ley N° 3791, es un programa de prestación vitalicia no contributiva destinada a beneficiar a la población mayor de 60 años de edad sin exclusión alguna. El pago es por un monto mensual de Bs.250 para no rentistas y Bs.200 para rentistas (personas que perciben una renta de jubilación), anualmente el pago acumulado equivale a Bs.3000 y Bs.2400, respectivamente. Hasta el 2014 este bono benefició a 1.091.966 adultos mayores, con un monto pagado de Bs.13.337 millones. El Gráfico 4 muestra que el número de beneficiarios por año se acerca al millón de personas mayores. Por otro lado, se puede mencionar que la principal fuente de financiamiento de esta transferencia son

recursos provenientes de los ingresos del Impuesto Directo a los Hidrocarburos (IDH).¹⁴

Gráfico 4: Beneficiarios de la Renta Dignidad, 2008 – 2014(p)
(En número de beneficiarios)



(p) Preliminar

Fuente: Elaboración Ministerio de Economía en base a datos de la Autoridad de Fiscalización y Control de Pensiones y Seguros

III. ESTRATEGIA METODOLÓGICA:

a. El problema de la evaluación de impacto

Para calcular el “impacto” que han tenido los bonos sociales sobre la reducción de la pobreza en Bolivia se emplean dos técnicas de evaluación de impacto: el *Propensity Score Matching* y *Variables Instrumentales*. Lo que se considera ideal para analizar el impacto de programas sociales, los experimentos aleatorios, requieren de un proceso de generación de los datos (proceso de diseño muestral, diseño del experimento, etc.). En ausencia de recursos para implementar estas estrategias, la econometría de evaluación de impacto

¹⁴ Siguiendo a Escobar et. al. (2013), la Renta Dignidad es cubierta por el Fondo de la Renta Universal de Vejez (FRUV) cuyas fuentes de financiamiento son: i) el 30% del Impuesto Directo a los Hidrocarburos (IDH), ii) dividendos de las empresas capitalizadas y iii) el rendimiento de las inversiones del patrimonio del FRUV, que en conjunto equivalían a 1.9% del PIB durante la gestión 2012.

ofrece diferentes alternativas, todas ellas basadas en diferentes supuestos. Para los fines de la presente investigación, en el marco de la información disponible, la Encuesta de Hogares 2013, las estrategias metodológicas adecuadas son el uso de las técnicas de emparejamiento (matching) y de variables instrumentales. No es aplicable el método de regresión discontinua o el de diferencia de diferencias (diff-in-diff). Sin embargo, para confiar en las presentes estimaciones es necesario evaluar adecuadamente los supuestos detrás de estas técnicas.

En una evaluación de impacto el objetivo es identificar la relación de causa-efecto entre algún programa implementado y los resultados obtenidos. El problema fundamental en la evaluación de impacto de algún programa surge por el hecho de no poder observarse ambos estados al mismo tiempo para la misma observación, es decir, la situación en caso de participación y la situación en que se encontraría si no hubiese participado en el programa (en el presente estudio haber recibido un bono y no recibirlo); por lo que uno de los estados es contrafactual. Así, es necesario definir además de la muestra de participantes sobre los cuales se ha materializado la intervención (grupo de tratamiento) otra muestra para efectos de comparación (grupo de control), y definir a su vez, estrategias de identificación que generen contrafactuales adecuados, en un marco de inexistencia de información experimental.

En las últimas décadas, se ha producido un avance notorio en el análisis econométrico de los efectos causales, ver Imbens y Wooldridge (2009) para una revisión de los varios métodos para estimar el efecto promedio de un tratamiento binario. Para comprender el problema de la evaluación de impacto y la manera como las técnicas utilizadas en el presente trabajo lidian con ella, a continuación se describe el enfoque tradicional de resultados potenciales desarrollado por Rubin (1974). En este enfoque cada observación $i = 1 \dots n$ tiene dos resultados potenciales (Y_i^0, Y_i^1) para un tratamiento. Y_i^1 es el resultado si la observación i participa en el programa (pertenecer al grupo de tratamiento), y Y_i^0 es el resultado si la observación i no participa en el programa (pertenecer al grupo de control); en el marco del presente estudio, recibir un bono o no. Nótese que cada observación pertenece a un solo grupo: $T_i = 0$ si la observación pertenece al grupo de control (no recibió el bono) y $T_i = 1$ si la observación pertenece al grupo de tratamiento (si recibió el bono). Al mismo tiempo, cada observación posee un vector de características

X_i que no son afectados por el tratamiento (covariantes, variable de pre-tratamiento o variables exógenas). Así, para cada observación se tiene el set $(Y_i; T_i \in \{0,1\}; X_i)$, donde Y_i es el producto realizado: $Y_i = T_i Y_i^1 + (1 - T_i) Y_i^0$. En este marco, el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados será (ATT) $\tau = E[Y_i^1 - Y_i^0 | X_i, T_i = 1]$.

b. El método de emparejamiento (Matching)

Como se mencionó anteriormente, desafortunadamente no es posible observar ambos resultados, Y_i^0 y Y_i^1 simultáneamente, así uno Y_i^0 o Y_i^1 no existe para cada observación. Por ello, para estimar el efecto promedio del tratamiento, es necesario estimar el resultado potencial no observado para cada observación en la muestra. La simple diferencia del resultado promedio entre las observaciones del grupo de tratamiento y control no identificaría el efecto promedio ya que esta diferencia puede estar contaminada por el efecto de otras variables que están correlacionadas con el tratamiento, T_i , así como con los resultados potenciales, Y_i^0 y Y_i^1 . La presencia de estos factores de confusión (confounders) podría sesgar el efecto estimado. Por ello, una rama de la literatura ha desarrollado técnicas estadísticas para estimar los efectos de un tratamiento bajo el supuesto de que comparando los grupos de tratamiento y control considerando las diferencias observables, los sesgos en las comparaciones entre ambos grupos se eliminan, supuesto denominado como de ignorabilidad, selección en observables o independencia condicional, ver Imbens (2004) para una discusión al respecto. Bajo este supuesto, los métodos de emparejamiento (matching methods) se han convertido en una herramienta valiosa para la evaluación de tratamientos en estudios observacionales; véase Smith y Todd (2005) y Dehejia (2005). Estos métodos buscan comparar la situación de cada participante sólo con la de aquellos individuos que sean similares en su set de atributos, es decir, buscan para cada observación, otras observaciones en la muestra cuyos covariantes son similares pero que no fueron expuestos al mismo grupo de tratamiento. Para asegurar que los estimadores de emparejamiento identifican y consistentemente estiman el efecto del tratamiento el siguiente grupo de supuestos son considerados: (i) que el asignamiento al tratamiento es independiente de los resultados, condicional a los covariantes, $(Y_i^0, Y_i^1) \perp T_i | X_i$, usualmente referido como selección en observables o independencia condicional; y (ii) que la probabilidad

de asignación está limitada entre cero y uno, $\zeta < P(X_i) \equiv P(T_i = 1 | X_i) < 1 - \zeta$ para algún $\zeta > 0$, también conocido como el supuesto de solapamiento (overlap assumption); véase Imbens (2004) para una discusión sobre estos supuestos.

Como se mencionó anteriormente, los estimadores de emparejamiento imputan el resultado potencial no observado utilizando resultados promedios de observaciones con valores similares en los covariantes. Sin embargo, cuando existen muchos covariantes es poco práctico emparejar directamente sobre ellos debido al denominado curso de la dimensionalidad. Por lo tanto, es necesario reducir los múltiples covariantes en una sola medida de balanceo, una métrica $m(X_i)$, un escalar que mida la cercanía o similitud de dos observaciones. Esta métrica, siguiendo a Rosenbaum y Rubin (1983), es una función de los covariantes observados de manera que la distribución condicional de X_i dado $m(X_i)$ es la misma para ambos grupos de tratamiento. La métrica más conocida en la literatura es la distancia de Mahalanobis, $D(X_i) \equiv \|X\|_S = (X'SX)^{1/2}$, el mismo que es la norma del vector de covariantes con la matriz positiva definida S correspondiente a la inversa de la matriz de varianza y covarianza. Otra medida es el Propensity Score, $P(X_i) \equiv P(T_i = 1 | X_i)$, el mismo que es la probabilidad predecida de que $T_i = 1$ dados los covariantes X_i . Así, condicionando sobre los covariantes, $D(X_i)$, o condicionando sobre el Propensity Score, $P(X_i)$, se asegurará que la distribución de los covariantes en el grupo de tratamiento y en el grupo de control sea la misma.¹⁵ Esta es la hipótesis de balanceo, que puede ser presentada como $T_i \perp X_i | m(X_i)$. Si la misma se cumple, observaciones con la misma métrica deben tener la misma distribución de características observables (y no observables) independientemente del estatus de tratamiento.

Bajo estos supuestos, existe una gran variedad de estimadores de emparejamiento, en este trabajo se consideran aquellos estimadores que poseen buenas propiedades de muestra finita y propiedades asintóticas demostradas, véase Frölich (2004) y Busso et al. (2009, 2014). De esta manera, se emplea el estimador de emparejamiento basado en los covariantes con corrección

¹⁵ Véase Zhao (2004) para una comparación y requerimientos en la información para la implementación de estas métricas.

de sesgo de Abadie e Imbens (2011).¹⁶ Busso et. al. (2009) muestra que el estimador con emparejamientos del vecino más cercano (basados en el Propensity Score), posee buen performance en términos de sesgo, pero con varianza alta en muestras pequeñas. Al mismo tiempo, Busso et al. (2014) sostiene que el estimador con corrección de sesgo basado en los covariantes es más efectivo en escenarios de solapamiento bajo en muestras pequeñas; las propiedades asintóticas de estos estimadores fueron establecidas por Abadie e Imbens (2006).

c. El método de Variables Instrumentales

Adicionalmente, es posible la existencia de otros factores no observados que expliquen la participación en el programa, como el acceso a la información, costo de oportunidad, motivación, habilidad, etc. Aun habiendo controlado por todas las características pre-existentes observables entre participantes y no participantes consideradas en el proceso de selección, es probable que atributos no observados lleven a que el grupo de participantes y no participantes en el programa difieran antes de que se aplique el tratamiento, lo cual llevaría a obtener una estimación sesgada del impacto. Para abordar el sesgo derivado de las características no observables, en el presente trabajo se aplica adicionalmente el método de variables instrumentales (VI).

Para estimar de manera consistente este método son necesarias variables instrumentales, es decir variables externas que satisfagan los criterios de relevancia y exogeneidad. Es decir, un conjunto de variables que estén bastante correlacionadas con la participación en el programa y que no expliquen directamente el nivel de pobreza. Sea Z_i el vector que incluye los instrumentos, Imbens y Angrist (1994) demostraron que el estimador de variables instrumentales en el marco de análisis de los resultados potenciales puede expresarse de la siguiente manera:

16 El emparejamiento con el vecino más cercano busca para cada uno de los beneficiarios al no-beneficiario con la métrica $m(X_i) = \{D(X_i), P(X_i)\}$ más cercana. El estimador de emparejamiento basado en los covariantes intenta remover el sesgo proveniente del emparejamiento inexacto proveniente del método anterior, en muestras pequeñas. Éste ajusta la diferencia en los emparejamientos con las diferencias en los valores de sus covariantes utilizando funciones de regresión; véase Abadie e Imbens (2011) para detalles sobre el método.

$$\phi = \frac{E(Y_i | T_i = 1) - E(Y_i | T_i = 0)}{E(T_i | Z_i = 1) - E(T_i | Z_i = 0)}$$

Es decir que el coeficiente ϕ representará el efecto medio del tratamiento local (Local Average Treatment Effect o LATE), el mismo que mide el impacto medio de las personas que cambian su condición de participación como resultado de un cambio en el instrumento Z_i .

d. Evaluación de múltiples programas

Adicionalmente, para conocer el efecto agregado de los programas de redistribución se procede a estimar el efecto conjunto de los tres bonos sobre la pobreza. Para ello, la estimación se basa en el método de evaluación de impacto de múltiples programas bajo el supuesto de independencia condicional (CIA), véase Viet Cuong (2008) y Lechner (2001) para más detalles sobre el estimador. En este caso, el vector de participación contiene tres variables binarias que representan a cada uno de los bonos objeto de análisis.

$$T = \begin{pmatrix} T^1 \\ T^2 \\ T^3 \end{pmatrix}$$

Así, por ejemplo, $T^1 = 1$ si la persona recibe el programa 1, e.g. el Bono Juancito Pinto y $T^1 = 0$ de otro modo. En este marco, el conjunto de tratamientos potenciales tiene los siguientes valores:

$$T = \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\}$$

Y los resultados potenciales serán $Y = \{Y_{111}, Y_{100}, Y_{101}, Y_{110}, Y_{011}, Y_{000}, Y_{001}, Y_{010}\}$. El supuesto de independencia condicional que permite el uso de métodos de emparejamiento (matching) consistirá en: $Y \perp T | X$. En este marco, siguiendo a Viet Cuong (2008) como los programas bajo consideración son independientes entre sí, entonces es posible estimar el efecto conjunto de los

tres bonos de manera similar a la estimación de los efectos individuales, es decir:

$$\begin{aligned} E(Y_{111} | X, T^1 = 1, T^2 = 1, T^3 = 1) &= E(Y_{110} | X, T^1 = 1, T^2 = 1, T^3 = 0) \\ &= E(Y_{101} | X, T^1 = 1, T^2 = 0, T^3 = 1) \end{aligned}$$

e. Datos

Para estimar el efecto de los bonos de redistribución en Bolivia, se utilizó información proveniente de la Encuesta de Hogares 2013. Esta base de datos, recopilada bajo responsabilidad del Instituto Nacional de Estadística (INE) brinda información sobre variables socioeconómicas, demográficas y las condiciones de vida de los hogares de la población boliviana.¹⁷ Entre ellas, esta encuesta contiene información sobre el recibimiento o no de los tres bonos bajo consideración.

Para demostrar la utilidad de esta encuesta para los fines de la presente investigación, en la primera fila de la siguiente tabla se presenta el número de personas que recibieron los bonos según la Encuesta de Hogares 2013, en la segunda fila se presenta la misma información implementando el factor de expansión, es decir, su representación en el universo, y en la tercera fila se tiene el número oficial de individuos que recibieron los bonos en Bolivia. Al compararse los datos de la segunda y tercera fila, se tiene que la representación de la muestra en el universo es bastante cercana al dato poblacional, aspecto que sugiere que la muestra a ser utilizada con esta encuesta es altamente representativa de la población de personas que recibieron los bonos.

¹⁷ La encuesta contiene información sobre 9.553 hogares y 35.693 personas entrevistadas a lo largo del territorio boliviano.

Tabla 1: Comparación de la muestra de tratados con la información poblacional

N° individuos que recibieron:	Juana Azurduy de Padilla	Juancito Pinto	Renta Dignidad	Incidencia pobreza	Incidencia pobreza extrema
Encuesta de Hogares (EH) 2013	863	5.784	3.375	34,9	14,7
EH 2013 c/ factor de expansión	258.463	1.770.325	1.069.542	39,0	18,8
Total Bolivia, datos oficiales	200.377	1.887.625	886.845	39,1	18,8

En este marco, una vez establecido la pertinencia de la Encuesta de Hogares 2013 como muestra representativa de los beneficiarios de los programas (bonos) y del nivel de pobreza,¹⁸ a continuación en la Tabla 2, se muestran los hogares que participan en los grupos de tratamiento y de control por programa. Nótese que los hogares son las unidades de análisis en el presente estudio.

Tabla 2: Número de hogares en los grupos de tratamiento y control por programa

N° hogares	Juana Azurduy de Padilla	Juancito Pinto	Renta Dignidad	Alguno de los tres bonos
Recibió	628	3.358	2.520	5.717
No recibió	8.925	6.195	7.033	3.836

En la Tabla 3 se detallan las principales características de los datos provenientes de la Encuesta de Hogares del 2013; en la misma se puede destacar que: (i) el 30% de los hogares en la muestra son pobres y el 12% de los hogares viven en la extrema pobreza; (ii) la diferencia en la proporción de hogares pobres no es tan clara para los beneficiarios y no beneficiarios de la Renta Dignidad, pero sí lo es para los beneficiarios y no beneficiarios de los Bonos

¹⁸ Este último resultado es obvio, considerando que la pobreza se calcula con la información de la Encuesta de Hogares

Juancito Pinto y Juana Azurduy. Estos resultados podrían sugerir la existencia de autoselección para los dos últimos bonos, aspecto que justifica el uso de Variables Instrumentales en la estimación del impacto; (iii) la diferencia en las restantes características entre los hogares beneficiados y no beneficiados de las transferencias es en general pequeña, característica que sugiere que la exposición al tratamiento es aleatoria; (iv) el comportamiento de las variables de gasto y el índice de riqueza material¹⁹ son coherentes entre sí y con los indicadores de pobreza.

Tabla 3: Características de la muestra

	BJP		BJAP		RD		Algún bono		Total
	No	Si	No	Si	No	Si	No	Si	
Pobreza	0,21	0,45	0,28	0,46	0,30	0,28	0,18	0,37	0,30
Pobreza extrema	0,08	0,19	0,11	0,23	0,12	0,11	0,06	0,15	0,12
El jefe del hogar lee	0,93	0,96	0,94	0,97	0,97	0,85	0,97	0,92	0,94
Género del jefe (1=hombre)	0,73	0,76	0,73	0,85	0,77	0,66	0,75	0,73	0,74
El jefe del hogar trabaja	0,81	0,92	0,85	0,92	0,93	0,63	0,91	0,81	0,85
Escolaridad del jefe	10,48	8,91	9,98	9,26	10,77	7,60	11,91	8,61	9,93
Número de miembros	2,99	5,11	3,64	5,11	3,91	3,26	3,05	4,20	3,74
Edad del jefe del hogar	38,95	24,02	48,39	36,88	40,93	66,20	41,47	51,73	47,63
Gasto total (Bs.)	5.831,80	5.688,05	5.842,62	4.910,91	6.051,76	5.030,78	6.453,84	5.333,40	5.781,15
Gastos no alimentarios/ Gastos totales	0,53	0,42	0,49	0,49	0,49	0,51	0,53	0,47	0,49
Gastos no alimentarios (Bs.)	3.920,54	3.162,58	3.692,16	3.105,47	3.759,44	3.359,54	4.283,39	3.234,15	3.653,45
Índice de riqueza material	0,18	-0,10	0,33	-0,02	0,09	-0,03	0,14	-0,20	0,00

19 Este índice fue construido aplicando el Análisis de Correspondencia Múltiple sobre las siguientes variables, si el hogar posee: computadora, equipo de sonido, refrigerador, motocicleta, automóvil, internet, teléfono, gas, agua por cañería, casa de cemento y casa propia.

IV. RESULTADOS

a. Resultados por el método Propensity Score Matching

En la Tabla 5 se presentan los resultados de la estimación del impacto de los bonos sobre la pobreza, sin embargo, antes de interpretar los coeficientes es necesario mencionar los siguientes aspectos: (i) que los resultados no difieren si se utilizan el Propensity Score o la Distancia de Mahalanobis como métrica para definir similitud, por lo que se presentan sólo los resultados utilizando el Propensity Score. (ii) Como se mencionó anteriormente, el algoritmo de emparejamiento escogido es el estimador con corrección de sesgo basado en los covariantes de Abadie e Imbens (2011) ya que este estimador posee buenas propiedades en muestras pequeñas, sus propiedades asintóticas están establecidas y porque existen fórmulas para el cálculo de su varianza robusta a la heteroscedasticidad. (iii) Cada observación en el grupo de tratamiento se compara con los cuatro vecinos más cercanos. (iv) Por otro lado, para asegurar un buen solapamiento entre las distribuciones del Propensity Score de los grupos de tratamiento y control se excluyen los valores extremos de ambas distribuciones (trimming). (v) Los errores estándar son robustos a la heteroscedasticidad. (vi) Se considera los hogares cuyo ingreso es menor a la mediana de la muestra. Finalmente, (vii) la especificación para el Propensity Score se presenta en la siguiente tabla.

Tabla 4: Variables utilizadas en la especificación del modelo

Variables	
Dependiente	El indicador de pobreza moderada y extrema estimado por el INE considerando la diferencia en el ingreso con la línea de pobreza (1= hogar pobre, 0= hogar no pobre).
Tratamiento	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Un indicador que describe la recepción del hogar del bono Juancito Pinto (1= el hogar recibió el bono, 0= el hogar no recibió el bono) ▪ Un indicador que describe la recepción del hogar del bono Juana Azurduy (1= el hogar recibió el bono, 0= el hogar no recibió el bono) ▪ Un indicador que describe la recepción del hogar del bono Renta Dignidad (1= el hogar recibió el bono, 0= el hogar no recibió el bono) ▪ Un indicador que describe la recepción del hogar de alguno de los tres bonos (1= el hogar recibió al menos uno de los bonos, 0= el hogar no recibió ninguno de los bonos)

Variables	
Características del hogar	El jefe del hogar sabe leer y escribir, Género del jefe del hogar, El jefe del hogar trabaja (sí, no), Nivel de educación del jefe de hogar (escolaridad), Número de miembros del hogar, Edad promedio del hogar
Economía del hogar	Gasto total del hogar, Índice de riqueza material
Características regionales	Área (urbano, rural), Departamentos (una variable dicotómica para cada departamento)
Características que los describen como potenciales beneficiarios	Existen personas adultas en el hogar (mayores de 50 años) Existen niños entre 6 y 14 años en el hogar Hubo embarazos recientes en el hogar en los últimos dos años

Como se puede apreciar en los resultados de la Tabla 5, los tres programas de transferencia de dinero implementados en Bolivia tienen un efecto estadísticamente significativo y negativo sobre la pobreza. De entre los tres bonos el que tiene un efecto mayor sobre la pobreza es la Renta Dignidad, resultado que puede ser explicado por la mayor frecuencia en la asignación de este bono (mensual).

Interpretando los resultados de la Tabla 5, la primera columna indica que el Bono Juana Azurduy redujo en 3,7pp la incidencia de la pobreza (proporción de hogares pobres) y en 4,0pp la incidencia de la pobreza extrema en el grupo de beneficiarios de este programa.²⁰ La última columna sugiere que haber recibido alguno de los tres bonos redujo en promedio 7,2pp la incidencia de pobreza para el subconjunto de la población que efectivamente se benefició de al menos uno de estos bonos en Bolivia el 2013. De igual manera, para el conjunto de hogares que accedieron a alguno de estos tres bonos en 2013, la proporción de pobres extremos se redujo en 8,9pp en promedio.

20 Nótese que estos resultados se aplican a aquellos hogares que son similares entre sí, sólo que uno de ellos participa en el programa y el otro no.

Tabla 5: Impacto de los bonos sobre la pobreza por el método Propensity Score Matching

	(1) Juana Azurduy	(2) Juancito Pinto	(3) Renta Dignidad	(4) Alguno de los tres bonos
Variable dependiente: Pobreza moderada				
ATT	-0,037*	-0,033*	-0,049**	-0,072***
	t=-1,66	t=-1,73	t=-2,01	t=-4,22
Variable dependiente: Pobreza extrema				
ATT	-0,040*	-0,044*	-0,053**	-0,089**
	t=-1,65	t=-1,93	t=-2,52	t=-2,02

Significancia estadística: *** al 1%, ** al 5%, * al 10%
t-estadístico robusto a la heteroscedasticidad

Como se mencionó anteriormente, este método está basado en el supuesto de Independencia Condicional (CIA), el mismo sostiene que con la especificación utilizada se controlan todos aquellos factores que explican el tratamiento (recibió un bono) y el producto (pobreza) a su vez; en caso de existir alguna variable no observada en la especificación que influya en ambas variables, los resultados pueden ser sesgados. Para verificar si éste es el caso para los resultados presentados se implementó el análisis de sensibilidad propuesto por Rosenbaum (2002).²¹ El cálculo de estos límites para los resultados de la Tabla 5 sugiere que los resultados no son sensibles a las desviaciones del supuesto CIA, ya que se rechazan las hipótesis de sobre-estimación y de sub-estimación en presencia de escenarios con desviaciones del supuesto CIA. Adicionalmente, es necesario comprobar si el procedimiento de emparejamiento aplicado (el de Abadie e Imbens 2011) fue capaz de equilibrar la distribución de las variables relevantes en los grupos de control y tratamiento. Si este fuese el caso, después de haber implementado el emparejamiento no deberían existir diferencias significativas en los covariantes de ambos grupos. Por

21 En lugar de testear la validez del supuesto CIA Rosenbaum (2002) propone unos límites superior e inferior para averiguar que sucede con los resultados estimados (si están sobre o sub estimados) cuando existen desviaciones del supuesto CIA.

ello se aplicó tests de diferencias de medias de los covariantes entre los hogares tratados y sus controles asignados por el método de emparejamiento. Los resultados sugieren la no existencia de diferencias significativas en los covariantes de ambos grupos.²²

b. Resultados por el método Variables Instrumentales

Como se explicó en la anterior sección, para evitar comentarios sobre la imposibilidad de que las variables observadas expliquen toda la dependencia entre la selección del tratamiento y los valores potenciales de la variable objeto de estudio, se procede a considerar endógena a la variable participación y se estima el impacto de los bonos de redistribución mediante el método de variables instrumentales.

Los instrumentos utilizados para explicar el hecho de recibir un bono o no son una combinación de dos conjuntos de instrumentos: (i) el primer grupo incluye como variables, si existen niños en el hogar, si algún miembro femenino del hogar estuvo recientemente embarazada y si existen personas adultas en el hogar (mayor a 50 años). Estas variables instrumentan el Bono Juancito Pinto, el Bono Juana Azurduy y la Renta Dignidad, respectivamente. Estos instrumentos se encuentran altamente correlacionadas con la posibilidad de recibir un bono y pueden ser consideradas exógenas al nivel de pobreza una vez controlando por los otros covariantes. (ii) Adicionalmente se utilizan instrumentos generados por la heteroscedasticidad de la primera etapa siguiendo el trabajo de Lewbel (2012). Lewbel demuestra que es posible generar instrumentos internos basándose en la heteroscedasticidad de los residuos de la primera etapa.²³ De esta manera se aumenta el número de

22 Tanto los resultados de los límites y de los tests de diferencia de medias se encuentran en el Anexo de este artículo

23 Sean ε_i y v_i el error de la segunda y primera etapa, respectivamente, los parámetros de la segunda etapa pueden ser identificados si se cumple que: $E(X_i, v_i) = 0$, $Cov(X_i, \varepsilon_i v_i) = 0$, y $Cov(X_i, v_i^2) \neq 0$. Bajo estas condiciones, Lewbel (2012) demuestra que el vector $(X_i - \bar{X})\hat{v}_i$ puede usarse como un set de instrumentos internos, donde ε_i y \hat{v}_i son el residuo de la segunda y primera etapa, respectivamente. El primer supuesto, $E(X_i, v_i) = 0$, implica la exogeneidad de los regresores, el segundo supuesto, implica que $(X_i - \bar{X})\hat{v}_i$ es un instrumento "válido" ya que el mismo es independiente de ε_i . El tercero implica la "relevancia" y está dependerá de la covarianza de éstos instrumentos con v_i (el nivel de heteroscedasticidad en la primera etapa). Así, Lewbel sugiere que el producto de los regresores centrados alrededor de su media con los

restricciones de identificación y se trabajan con modelos sobreidentificados en lugar de exactamente identificados.

La combinación de ambos sets de instrumentos constituye una estrategia de identificación con las propiedades de relevancia y validez para lidiar con la endogeneidad por variables no observadas de los tratamientos. Para verificar estas propiedades se aplican las siguientes pruebas: (i) el test de Wald de Kleibergen-Paap para verificar si los instrumentos están suficientemente correlacionados con la variable explicativa endógena (recibió un bono). Los valores críticos de ésta prueba no son estándares y fueron calculados por Stock y Yogo (2005). Dos hipótesis nulas emanan de este estadístico, la primera es que el sesgo relativo de Variables Instrumentales respecto a Mínimos Cuadrados Ordinarios es menor al 5%; la segunda, que el tamaño del test de Wald es menor al 10% (el tamaño de un test representa la probabilidad de cometer un error tipo I). ii) Para la validez se reporta el test J de Hansen de las restricciones de sobre-identificación, la hipótesis nula es que los instrumentos son ortogonales a los errores.

La siguiente tabla muestra los resultados utilizando Variables Instrumentales, como puede observarse los resultados por medio de este método son similares a los obtenidos en la Tabla 5, con el método de emparejamiento. Es decir que la implementación de los bonos tuvo un efecto negativo sobre la pobreza.²⁴ En la primera columna se tiene que el Bono Juana Azurduy contribuyó a reducir la pobreza moderada en 4,7pp y la pobreza extrema en 5,3pp. De igual manera, la segunda columna muestra que el dinero ofrecido por el Bono Juancito Pinto tuvo en efecto negativo sobre la pobreza moderada de 5,4pp y de 6,2pp sobre la pobreza extrema. En la tercera columna se puede observar que la Renta Dignidad tuvo un efecto de 5,9pp en la reducción de la pobreza moderada y de 7,1pp en la reducción de la pobreza extrema. En la última columna se observa que el efecto agregado de los tres bonos fue una reducción de 8,2pp en promedio de la pobreza moderada y una reducción de 9,6pp de la pobreza extrema en el grupo de beneficiarios. Debajo de cada coeficiente se

residuos de la primera etapa contendrá información importante para la identificación si existe evidencia clara de heteroscedasticidad (con respecto a los regresores).

24 Nótese que estos resultados corresponden al efecto sobre la pobreza “de los hogares” que recibieron los bonos (que participaron del programa)

presentan las pruebas mencionadas en el anterior párrafo, en todos los casos se tiene que los instrumentos están altamente correlacionados con la variable de participación (son relevantes) y son exógenos (válidos), lo que aseguraría las propiedades estadísticas de los resultados presentados.

Tabla 6: Impacto de los bonos sobre la pobreza por el método de Variables Instrumentales

	(1) Juana Azurduy	(2) Juancito Pinto	(3) Renta Dignidad	(4) Alguno de los tres bonos
Variable dependiente: Pobreza moderada				
Efecto IV	-0,047*	-0,054*	-0,059*	-0,082**
	t=-1,75	t=-1,68	t=-1,72	t=-1,97
Test de Kleibergen-Paap	136,2	134,6	81,9	75,2
Test de Hansen	p=0,56	p=0,10	p=0,19	p=0,35
Variable dependiente: Pobreza extrema				
Efecto IV	-0,053*	-0,062*	-0,071**	-0,096**
	t=-1,89	t=-1,67	t=-2,02	t=-1,96
Test de Kleibergen-Paap	157,8	104,7	92,1	105,5
Test de Hansen	p=0,10	p=0,41	p=0,21	p=0,19

V. CONCLUSIONES

A principios de los años 2000, Bolivia se caracterizaba por su elevada magnitud de pobreza en América Latina. El año 2006, Bolivia comenzó cambios históricos que modificaron significativamente las características económicas y sociales del país. El Estado adquirió un rol redistribuidor y una de sus preocupaciones centrales era la reducción de la pobreza. Por ello, se fueron implementando diferentes políticas sociales para mejorar las condiciones de vida en el país, las más importantes, las transferencias condicionadas en efectivo: el Bono Juancito Pinto, Bono Juana Azurduy y Renta Dignidad.

Actualmente, Bolivia pasó a ser un país de ingreso medio, se halla en un proceso firme de disminución de las brechas sociales y cumplió la meta de reducción de la pobreza antes de la fecha establecida en los Objetivos de Desarrollo del Milenio el año 2000.

El objetivo del presente trabajo fue el de evaluar el impacto de estas políticas de transferencias sociales condicionadas en Bolivia, cuantificando el impacto del Bono Juancito Pinto, Bono Juana Azurduy y la Renta Dignidad sobre la reducción de la pobreza. Para ello se utilizó información de la Encuesta de Hogares 2013 y técnicas de evaluación de impacto. Los resultados sugieren que la implementación de estos programas redujo la incidencia de la pobreza moderada en Bolivia en 8,2pp y la pobreza extrema en 9,6pp en el grupo que recibió estas transferencias.

REFERENCIAS

- Abadie, A., & Imbens, G. (2006). Large Sample Properties of Matching Estimators for Average Treatment Effects. *Econometrica*, 74 (1), 235-267
- Abadie, Alberto & Imbens, Guido W. (2011). Bias-Corrected Matching Estimators for Average Treatment Effects. *Journal of Business & Economic Statistics*, American Statistical Association, 29(1), 1-11.
- Aguilar, H. (2014). Evaluación de impacto del Bono Juancito Pinto en Bolivia. *Revista de análisis*, 21, 37-66.
- Asian Development Bank. (2009), Effects of Social Policy on Domestic Demand. *Annual Conference*.
- Banco Mundial. (2006). Bolivia Poverty Assessment: Establishing the Basis for Pro-Poor Growth. *Report No. 28068-BO*
- Barrera-Osorio, F., Bertrand, M., Linden, L., & Perez-Calle, F. (2011). Improving the Design of Conditional Transfer Programs: Evidence from a Randomized Education Experiment in Colombia. *American Economic Journal: Applied Economics* 3(2).
- Barrientos, A. (2011). Social Transfers and Growth: What Do We Know? What Do We Need to Find Out?" *World Development*, 40(1).
- Becker S, & Caliendo M. (2007). Sensitivity analysis for average treatment effects. *The Stata Journal* 7(1).
- Busso, M. Dinardo, & J. McCrary, J. (2009). Finite Sample Properties of Semiparametric Estimators of Average Treatment Effects. *Journal of Business and Economic Statistics* (forthcoming)
- Busso, M. Dinardo, & J. McCrary, J. (2014). New evidence on the finite sample properties of Propensity Score reweighting and matching estimators. *Review of Economics and Statistics*, 96(5), 885-897.

Coady, D., Grosh, M. E., & Hoddinott, J. (2004). Targeting of transfers in developing countries: Review of lessons and experience. *World Bank Publications*.

Davies S., & Davey, J. (2008). A Regional Multiplier Approach to Estimating the Impact of Cash Transfers on the Market: The Case of Cash Transfers in Rural Malawi. *Development Policy Review*, 26(1).

Dehejia R. (2005). Practical Propensity Score matching: a reply to Smith and Todd. *Journal of Econometrics*, 125, 355–364.

Escobar, L.F., Martínez, W., & Mendizábal, J. (2013). El impacto de la Renta Dignidad: Política de Redistribución del Ingreso, Consumo y Reducción de la Pobreza en Hogares con Personas Adultas Mayores. *Unidad de Análisis de Políticas Sociales y Económicas*, Ministerio de Planificación del Desarrollo.

Fiszbein, A., Schady, N., Ferreira, F.H.G.; Grosh, M., Keleher, N., Olinto, P., & Skoufias, E. (2009). Conditional Cash Transfers: Reducing Present and Future Poverty. *World Bank Policy Research Report*.

Frölich, M. (2004). Finite-Sample Properties of Propensity-Score Matching and Weighting Estimators. *Review of Economics and Statistics*, February, 86(1), 77-90.

Hernani-Limarino, W. L. (2013). Evaluando el Impacto de Subsidios Escolares en Bolivia: Una Aproximación No-Paramétrica Reducida. *ARU Working papers*

Imbens, G. (2004). Nonparametric Estimation of Average Treatment Effects Under Exogeneity: A Review. *The Review of Economics and Statistics*, 86(1), 4-29.

Imbens, G., & Angrist, J. (1994). Identification and Estimation of Local Average Treatment Effects. *Econometrica*, 62(2).

Imbens, G., & Wooldridge, J. (2009). Recent Developments in the Econometrics of Program Evaluation. *Journal of Economic Literature*, 47(1).

Lechner, M. (2001). Identification and estimation of causal effects of multiple treatments under the conditional independence assumption. *Econometric Evaluation of Labour Market Policies, ZEW Economic Studies*, 13.

Lewbel A. (2012). Using heteroskedasticity to identify and estimate mismeasured and endogenous regressor models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 30, 67-80.

Monterrey A., J. (2013). Social protection systems in Latin America and the Caribbean: Plurinational State of Bolivia. *Project and Research documents, CEPAL*.

Rawlings L., B. & Rubio, G.M. (2005). Evaluating the Impact of Conditional Cash Transfer Programs. *World Bank Research Observer*, 20(1).

Rosenbaum, P. R. (2002). *Observational Studies*. 2nd ed. New York: Springer.

Rosenbaum, P. & Rubin, D. (1983). The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects, *Biometrika*, 70(1), 41-55.

Rubin, D. (1974). Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Nonrandomized Studies. *Journal of Educational Psychology*, 66 (5).

Sadoulet, E., Janvry, A.d., & Davis, B. (2001). Cash Transfer Programs with Income Multipliers: PROCAMPO in Mexico. *World Development*, 29(6).

Smith, J., & Todd, P. (2005). Does Matching Overcome Lalonde's Critique of Non experimental Estimators?. *Journal of Econometrics*, 125 (1-2), 305-353.

Son Hyun H. (2008). Conditional Cash Transfer Programs: An Effective Tool for Poverty Alleviation?. *Asian Development Bank, ERD Policy Brief* 51.

Stock, J.H., & Yogo, M. (2005). Testing for weak instruments in linear IV regression. In: Stock, J.H., and Andrews, D.W.K., *Identification and Inference for Econometric Models: A Festschrift in Honor of Thomas Rothenberg*, Cambridge University Press, Cambridge 2005, Chapter 5, 80-108

Viet Cuong, N. (2009). Impact evaluation of multiple overlapping programs under a conditional independence assumption. *Research in Economics* 63, 27–54

Villatoro, P. (2005). Conditional cash transfer programmes: experiences from Latin America. *CEPAL Review* 86.

Yañez, E. (2012). El impacto del Bono Juancito Pinto. Un análisis a partir de microsimulaciones. *Latin American Journal of Economic Development* 17.

Zhao, Z. (2004). Using Matching to Estimate Treatment Effects: Data Requirements, Matching Metrics, and Monte Carlo Evidence. *Review of Economics and Statistics*, 86 (1), 91-107.

ANEXO

TEST DE DIFERENCIA DE MEDIAS ENTRE LOS GRUPOS DE TRATAMIENTO Y DE CONTROL

Variable dependiente: Pobreza	Renta Dignidad				Juana Azurduy			
	No	Si	Valor p	Ho: Diff=0	No	Si	Valor p	Ho: Diff=0
Variables explicativas								
El jefe del hogar sabe leer y escribir (Si=1, No=0)	0,78	0,77	0,28	0,97	0,97	0,97	0,99	0,99
Género del jefe del hogar (Hombre=1, Mujer=0)	0,63	0,62	0,41	0,85	0,84	0,84	0,15	0,15
El jefe del hogar trabaja (Si=1, No=0)	0,74	0,76	0,19	0,93	0,92	0,92	0,69	0,69
Edad promedio del hogar	46,90	48,10	0,21	18,40	17,90	17,90	0,43	0,43
Número de miembros del hogar	2,44	2,46	0,51	4,67	4,87	4,87	0,25	0,25
Nivel de educación del jefe de hogar (escolaridad)	6,08	5,92	0,30	7,61	7,68	7,68	0,61	0,61
Índice de riqueza material	0,72	0,69	0,17	0,54	0,59	0,59	0,28	0,28
Gasto total del hogar	2591,04	2741,53	0,15					
Gasto en productos no alimenticios/Gasto total				0,46	0,45	0,45	0,44	0,44
Área (urbano, rural),	1,47	1,48	0,19	1,40	1,42	1,42	0,17	0,17
Existen personas adultas en el hogar (mayores de 50 años)	0,78	0,91	0,00					
Hubo embarazos recientes en el hogar en los últimos dos años				0,91	0,97	0,97	0,00	0,00

Variable dependiente: Pobreza	Juancito Pinto				Los tres bonos				
	Media		Ho: Diff=0		Media		Ho: Diff=0		
Variables explicativas	No	Si	Valor p	No	Si	Valor p	No	Si	Valor p
El jefe del hogar sabe leer y escribir (Si=1, No=0)	0,95	0,94	0,41	0,89	0,88	0,49			
Género del jefe del hogar (Hombre=1, Mujer=0)	0,76	0,75	0,39	0,75	0,74	0,19			
El jefe del hogar trabaja (Si=1, No=0)	0,93	0,92	0,16	0,89	0,87	0,43			
Edad promedio del hogar	24,09	23,66	0,14	33,95	34,69	0,09			
Número de miembros del hogar	3,93	4,00	0,14	2,94	3,11	0,08			
Nivel de educación del jefe de hogar (escolaridad)	7,16	6,99	0,16	7,12	6,99	0,14			
Índice de riqueza material	0,49	0,51	0,19	0,55	0,56	0,48			
Gasto total del hogar	3892,96	4065,70	0,09	3291,82	3459,82	0,08			
Área (urbano, rural),	1,39	1,41	0,29	1,41	1,42	0,38			
Número de niños entre 6 y 14 años en el hogar	1,51	1,65	0,00	0,78	1,06	0,00			
Existen personas adultas en el hogar (mayores de 50 años)				0,35	0,44	0,00			
Hubo embarazos recientes en el hogar en los últimos dos años				0,24	0,25	0,67			

Variable dependiente: Pobreza extrema	Renta Dignidad				Juana Azurduy			
	Media	Si	No	Ho: Diff=0	Media	Si	No	Ho: Diff=0
Variables explicativas								
El jefe del hogar sabe leer y escribir (Si=1, No=0)	0,76	0,77	0,95	0,21	0,95	0,97	0,62	0,62
Género del jefe del hogar (Hombre=1, Mujer=0)	0,61	0,62	0,83	0,39	0,84	0,84	0,23	0,23
El jefe del hogar trabaja (Si=1, No=0)	0,73	0,76	0,94	0,12	0,92	0,92	0,24	0,24
Edad promedio del hogar	45,20	48,10	18,63	0,09	17,90	17,90	0,18	0,18
Número de miembros del hogar	2,39	2,46	4,53	0,43	4,87	4,87	0,17	0,17
Nivel de educación del jefe de hogar (escolaridad)	6,14	5,92	7,58	0,23	7,68	7,68	0,11	0,11
Índice de riqueza material	0,73	0,69	0,53	0,11	0,59	0,59	0,09	0,09
Gasto total del hogar	2567,25	2741,53		0,10				
Gasto en productos no alimenticios/Gasto total			0,43		0,45	0,45	0,20	0,20
Área (urbano, rural),	1,47	1,48	1,41	0,26	1,42	1,42	0,28	0,28
Existen personas adultas en el hogar (mayores de 50 años)	0,79	0,91		0,00				
Hubo embarazos recientes en el hogar en los últimos dos años			0,89		0,97	0,97	0,00	0,00

Variable dependiente: Pobreza extrema	Juancito Pinto				Los tres bonos				
	Media		Ho: Diff=0		Media		Ho: Diff=0		
Variables explicativas	No	Si	Valor p	No	Si	Valor p	No	Si	Valor p
El jefe del hogar sabe leer y escribir (Si=1, No=0)	0,92	0,94	0,39	0,87	0,88	0,41			
Género del jefe del hogar (Hombre=1, Mujer=0)	0,77	0,75	0,27	0,71	0,74	0,12			
El jefe del hogar trabaja (Si=1, No=0)	0,91	0,92	0,19	0,84	0,87	0,10			
Edad promedio del hogar	24,56	23,66	12,00	34,10	34,69	0,34			
Número de miembros del hogar	3,84	4,00	0,10	2,98	3,11	0,29			
Nivel de educación del jefe de hogar (escolaridad)	6,81	6,99	0,11	7,54	6,99	0,11			
Índice de riqueza material	0,47	0,51	0,14	0,54	0,56	0,21			
Gasto total del hogar	3874,52	4065,70	0,09	3353,14	3459,82	0,16			
Área (urbano, rural),	1,40	1,41	0,57	1,40	1,42	0,36			
Número de niños entre 6 y 14 años en el hogar	1,49	1,65	0,00	0,83	1,06	0,00			
Existen personas adultas en el hogar (mayores de 50 años)				0,38	0,44	0,00			
Hubo embarazos recientes en el hogar en los últimos dos años				0,18	0,25	0,00			

ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD, VARIABLE DEPENDIENTE POBREZA

Bono Renta Dignidad

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	3,571	3,571	0,000	0,000
1,05	3,957	3,189	0,000	0,001
1,1	4,325	2,825	0,000	0,002
1,15	4,677	2,477	0,000	0,007
1,2	5,016	2,145	0,000	0,016
1,25	5,342	1,827	0,000	0,034
1,3	5,656	1,521	0,000	0,064
1,35	5,959	1,228	0,000	0,110
1,4	6,252	0,945	0,000	0,172
1,45	6,537	0,672	0,000	0,251
1,5	6,812	0,409	0,000	0,341

Bono Juancito Pinto

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	7,339	7,339	0,000	0,000
1,05	6,835	7,848	0,000	0,000
1,1	6,356	8,333	0,000	0,000
1,15	5,900	8,800	0,000	0,000
1,2	5,464	9,249	0,000	0,000
1,25	5,048	9,682	0,000	0,000
1,3	4,648	10,101	0,000	0,000
1,35	4,265	10,505	0,000	0,000
1,4	3,896	10,897	0,000	0,000
1,45	3,541	11,278	0,000	0,000
1,5	3,198	11,647	0,001	0,000

Bono Juana Azurduy

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	0,937	0,937	0,174	0,174
1,1	1,465	0,411	0,072	0,340
1,2	1,947	-0,068	0,026	0,527
1,3	2,392	0,328	0,008	0,372
1,4	2,805	0,736	0,003	0,231
1,5	3,191	1,116	0,001	0,132
1,6	3,554	1,473	0,000	0,070
1,7	3,896	1,808	0,000	0,035
1,8	4,220	2,125	0,000	0,017
1,9	4,527	2,426	0,000	0,008
2	4,820	2,712	0,000	0,003

Los tres bonos

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	6,018	6,018	0,000	0,000
1,1	4,799	7,245	0,000	0,000
1,2	3,690	8,373	0,000	0,000
1,3	2,673	9,418	0,004	0,000
1,4	1,734	10,393	0,041	0,000
1,5	0,860	11,308	0,195	0,000
1,6	0,044	12,171	0,483	0,000
1,7	0,645	12,988	0,260	0,000
1,8	1,368	13,765	0,086	0,000
1,9	2,053	14,507	0,020	0,000
2	2,703	15,216	0,003	0,000

ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD, VARIABLE DEPENDIENTE POBREZA EXTREMA

Bono Renta Dignidad

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	3,939	3,939	0,000	0,000
1,1	4,631	3,256	0,000	0,001
1,2	5,268	2,635	0,000	0,004
1,3	5,860	2,066	0,000	0,019
1,4	6,414	1,542	0,000	0,062
1,5	6,936	1,055	0,000	0,146
1,6	7,430	0,600	0,000	0,274
1,7	7,899	0,173	0,000	0,432
1,8	8,346	0,089	0,000	0,465
1,9	8,774	0,470	0,000	0,319
2	9,185	0,832	0,000	0,203

Bono Juancito Pinto

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	4,105	4,105	0,000	0,000
1,1	3,171	5,045	0,001	0,000
1,2	2,321	5,907	0,010	0,000
1,3	1,541	6,705	0,062	0,000
1,4	0,820	7,447	0,206	0,000
1,5	0,149	8,142	0,441	0,000
1,6	0,374	8,796	0,354	0,000
1,7	0,963	9,414	0,168	0,000
1,8	1,519	10,000	0,064	0,000
1,9	2,045	10,557	0,020	0,000
2	2,545	11,088	0,005	0,000

Bono Juana Azurduy

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	1,017	1,017	0,155	0,155
1,1	0,455	1,582	0,325	0,057
1,2	-0,059	2,098	0,524	0,018
1,3	0,362	2,573	0,359	0,005
1,4	0,799	3,015	0,212	0,001
1,5	1,207	3,427	0,114	0,000
1,6	1,588	3,814	0,056	0,000
1,7	1,947	4,179	0,026	0,000
1,8	2,287	4,524	0,011	0,000
1,9	2,608	4,851	0,005	0,000
2	2,914	5,162	0,002	0,000

Los tres bonos

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	4,362	4,362	0,000	0,000
1,1	3,353	5,378	0,000	0,000
1,2	2,436	6,311	0,007	0,000
1,3	1,595	7,175	0,055	0,000
1,4	0,818	7,982	0,207	0,000
1,5	0,095	8,737	0,462	0,000
1,6	0,484	9,449	0,314	0,000
1,7	1,119	10,123	0,132	0,000
1,8	1,717	10,762	0,043	0,000
1,9	2,284	11,371	0,011	0,000
2	2,824	11,952	0,002	0,000