

Evaluación del Impacto de la Electrificación Rural Sobre El Bienestar de los Hogares en el Perú

Max Arturo Carbajal Navarro

Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú, mcarbajaln@gmail.com

Erix Aldo Ruiz Mondaca

Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería (OSINERGMIN), Lima, Perú, eruiz@osinerg.gob.pe

RESUMEN

En este artículo se presenta una primera evaluación del impacto de la electrificación rural sobre el bienestar de los hogares peruanos a través de técnicas de *matching* y usando información a nivel de hogares a partir de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH0-2011). En una primera instancia se evalúan los determinantes del acceso a electricidad en zonas rurales y posteriormente se realiza la medición del impacto sobre un conjunto de variables de interés (ingresos, gastos, educación, natalidad y criminalidad). Los resultados muestran que el acceso a electricidad tiene impactos significativos en el ingreso, en los componentes del gasto, la asistencia escolar, la proporción de individuos que siguen estudios superiores y la criminalidad en el departamento.

Keywords: Electrificación Rural, Evaluación de Impacto, Propensity Score Matching, Hogares de Perú, Indicadores de Bienestar.

ABSTRACT

In this paper we present a first assessment of the impact of rural electrification on household's welfare Peruvians through matching techniques and using household level data from the National Household Survey (ENAH0-2011). First, are assessed the determinants of access to electricity in rural areas and then measuring the impact made on a set of variables of interest (income, expenses, education, fertility and criminality). The results show that access to electricity has significant impacts on the income, expenditure components, school attendance, the ratio of individuals who continue higher education and crime in the department.

Keywords: Rural Electrification, Impact Evaluation, Propensity Score Matching, Households in Peru, Welfare Indicators.

1. INTRODUCCIÓN

Durante los últimos años, en el Perú se han realizado importantes esfuerzos para mejorar el acceso a la electricidad, es así que el coeficiente de electrificación ha pasado de 56.8% en 1993 a 87.2% a nivel nacional en 2012 y para el caso de la electrificación en zonas rurales, se pasa de un coeficiente de electrificación de 7.7% a un 63% para el mismo periodo. En esa línea, Plan Nacional de Electrificación Rural, PNER 2013-2022, presenta como objetivos una inversión de 5 249 millones de nuevos soles (US\$ 1891.5 millones)¹, beneficiándose a 6.2 millones de personas, alcanzando un coeficiente de electrificación nacional de 98.6% y un coeficiente de electrificación rural de 95.8% en los próximos 10 años.

Si bien en el PNER 2013-2022 se mencionan los beneficios de la electricidad en poblaciones rurales en términos de educación, la economía familiar, la salud y la seguridad, no existe un estudio actual relacionado con medir, a

¹ El tipo de cambio nominal promedio del 2011 de soles por dólar fue de 2.755 según el Banco Central de Reserva del Perú.

través del uso de herramientas cuantitativas rigurosas, el impacto de la electrificación en zonas rurales en el Perú. Por lo que la determinación de los impactos sobre el bienestar que implica el acceso a una fuente de energía como la electricidad en zonas rurales resulta de vital importancia a efectos de orientar la política energética de acceso universal en el Perú.

En este sentido, en este artículo se presenta una estimación sobre el impacto que genera la electrificación en zonas rurales sobre el bienestar de los hogares en el Perú, midiendo su efecto sobre variables de gasto, ingreso, natalidad y educación. Adicionalmente, se establece cuáles son los principales determinantes del acceso al servicio público eléctrico en los hogares rurales en el Perú.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

El primer estudio que indaga los efectos de la electrificación rural en el Perú es el de Escobal y Torero (2004), cuando estudian las complementariedades que existen entre diversas infraestructuras rurales, concentrándose en la medición de tres efectos, el efecto recomposición, que es consecuencia del cambio de actividades que se genera en la población; el efecto empleo, que es consecuencia de un mayor número de horas trabajadas, y el efecto rentabilidad, al incrementarse los retornos laborales. Dichos autores utilizan técnicas de Matching, llegando a la conclusión que la provisión de infraestructura básica debe ser coordinada para un mayor impacto.

Siguiendo la propuesta de Escobal y Torero (2004) y en el marco del Proyecto de Desarrollo Rural en Centroamérica, el BID y la CEPAL impulsan una serie de estudios: Romero (2008) para Guatemala, Trigueros y Oliva (2008) para El Salvador, Sanders (2008) para Honduras y Celis (2008) para Costa Rica. Encontrando, que el acceso a infraestructura básica incrementa el número de horas trabajadas, los ingresos y salarios. Dichos impactos que se incrementan conforme se accede a un mayor número de infraestructuras básicas.

En un estudio del Banco Mundial, Meier et al. (2010) estiman los impactos de la electrificación rural en el Perú por medio del uso de curvas de demanda, estimando el excedente del consumidor, encontrando beneficios en el alumbrado, las comunicaciones, educación, salud y generación de ingresos.

Dentro de los estudios más recientes y específicos para el caso del acceso a la electricidad, Khandker, Barnes y Samad (2012) presentan una evaluación de impacto de la electrificación rural para el caso de Bangladesh, controlando por endogeneidad a través de variables instrumentales, encontrando impactos significativos para el ingreso, el gasto y la educación en los hogares. En esa línea Peters y Vance (2011), utilizando un modelo de conteo, estiman el impacto de la electrificación rural en Costa de Marfil sobre la fertilidad, encontrando un incremento de la misma en zonas urbanas y una disminución en zonas rurales. Bensch, Kluve y Peters (2010) utilizan técnicas de Matching para realizar la evaluación del impacto de la electrificación rural en Ruanda, encontrando efectos sobre el tiempo de estudio en el hogar y los ingresos. Asimismo, Kumar y Rauniyar (2011) realizan la evaluación del impacto de la electrificación rural en Bután, utilizando PSM, encontrando impactos sobre los ingresos agrícolas y no agrícolas e incrementos en la escolaridad.

3. METODOLOGÍA

A partir del modelo de los resultados potenciales de Neyman (1923), Roy (1951) y Rubin (1974) se puede expresar el tratamiento (intervención o programa), a través de una variable binaria (d), la cual toma el valor de 1 cuando se recibe el tratamiento y 0 en caso contrario, para esta investigación el tratamiento es el acceso a electrificación en hogares rurales. El tratamiento tendrá un impacto sobre una variable de resultado en los individuos, por ejemplo sobre el gasto de los hogares, expresando el resultado sin tratamiento como y_0 , mientras que el resultado con tratamiento como y_1 , de donde el efecto del programa será igual a $y_1 - y_0$; no obstante, ambos resultados potenciales no pueden ser observados a la vez para un mismo individuo, a ello se le denomina “el problema fundamental de la inferencia causal”, Holland (1986).

En dicho contexto, surge como una estimación de interés el ATE (*average treatment effect*) $E(y_1 - y_0)$ y el ATT (*average treatment effect on the treated*) $E(y_1 - y_0 | d = 1)$, este último, debido a que brinda información sobre si el programa tiene un efecto sobre los beneficiarios del mismo y en función a ello se puede evaluar la continuidad, su modificación o hasta su eliminación.

Una alternativa de solución al problema de la identificación del tratamiento es a través de haber asignado aleatoriamente el mismo, ante lo cual ambos resultados potenciales serían independientes del tratamiento $(y_1, y_0 \perp d)$ y se podría estimar el contrafactual del resultado potencial sin tratamiento de los individuos que recibieron el tratamiento $E(y_0 | d = 1)$ a través del resultado potencial sin tratamiento de los individuos que no recibieron el tratamiento $E(y_0 | d = 0)$. Ante lo cual el ATE es igual al ATT, el cual se encuentra identificado y se puede estimar por ejemplo a través de una regresión por OLS o por diferencia de medias. No obstante, el estimador de OLS será sesgado e inconsistente ante la no aleatorización del tratamiento. La técnica no experimental de Matching, intenta emular una aleatorización ex post tratamiento (Rosenbaum, 1999).

Dicha técnica consiste en elegir dentro del grupo de los individuos no tratados a uno o un subconjunto de individuos de control para cada individuo tratado, la construcción del contrafactual se realiza a través del match de sus características observables (X), obteniéndose un “clon”; es decir, un individuo que posea exactamente el mismo vector de características observables, a dicho algoritmo se le denomina “Matching Exacto”. No obstante, se enfrenta el problema de la dimensionalidad, debido a la dificultad de encontrar en el grupo de no tratados individuos “clones” de los tratados. Dicho problema se soluciona a través del Propensity Score Matching (PSM), o la probabilidad de recibir el tratamiento dado un set de características observables $P(X) = \Pr(d = 1 | X)$. Se puede demostrar que los resultados potenciales son independientes del tratamiento dados los PSM $(y_1, y_0 \perp d | P(X))$, Rosembaun y Rubin (1983), lo que reduce el problema a uno unidimensional.

La estimación del PSM se realiza con un modelo de elección discreta (Probit o Logit), la variable dicotómica es la de tratamiento, la misma que dependerá de un vector de características observables, el cual contiene variables como el sexo del jefe del hogar, su nivel de instrucción, los materiales de construcción de la vivienda, entre otros. A partir del cálculo de los PSM se busca en el grupo de los no tratados a los individuos con el PSM más cercano a cada uno de los individuos tratados y se realiza la diferencia entre sus resultados, luego de lo cual se promedian dichas diferencias obteniendo el efecto del programa sobre las variables de interés o de resultado.

La elección de los clones o contrafactuales se puede realizar por medio de diversos algoritmos (tipos de matching). Un algoritmo es el del vecino más cercano, en donde se elige al individuo con el PSM más cercano para cada tratado; otro algoritmo es el de los n vecinos más cercanos, donde se eligen n individuos que se encuentran más cerca de cada individuo tratado, estos algoritmos se pueden realizar con o sin reemplazo de individuos en el grupo de los no tratados.

Otros algoritmos son el *radius matching*, el cual elige a todos los no tratados que posean un PSM que se encuentre a un determinado radio de distancia de cada individuo tratado. Así también, se tiene el *Kernel Matching*, que utiliza una función kernel, la misma que pondera con un mayor peso a las observaciones cercanas, utilizando un mayor número de observaciones para construir cada contrafactual.

Siguiendo a Cameron y Trivedi (2005), la fórmula general para la estimación del ATT a través del matching es:

$$ATT = \frac{1}{N_T} \sum_{i \in |N_T|} \left[y_{1i} - \sum_j \omega(i, j) \cdot y_{0j} \right]$$

Donde N_T es el grupo de los individuos tratados, $|N_T|$ es e número de individuos en el grupo de tratados, j es un elemento del grupo de los no tratados y $\omega(i, j)$ es un ponderador en la comparación entre el i -ésimo tratado y el j -ésimo individuo de control.

Finalmente, se deberá incorporar la condición del soporte común $0 < \Pr(d=1|X) < 1$ ², la misma que elimina del grupo de tratados a los individuos para los cuales no hayan individuos similares en el grupo de no tratados, así también elimina a los no tratados para los cuales no hayan individuos tratados similares, lo que se realiza en base a los PSM de ambos grupos³.

4. BASE DE DATOS

La principal fuente de información utilizada en esta investigación es la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) del año 2011 del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). La ENAH tiene entre sus objetivos generar indicadores que permitan conocer la evolución de la pobreza, bienestar y condiciones de vida de los hogares en el Perú. La ENAH recoge información socioeconómica de los hogares (características de los hogares, composición familiar, educación, fuentes y niveles de ingreso así como fuentes y niveles de gasto), lo que permite caracterizar adecuadamente a los hogares en el Perú.

La ENAH 2011 tiene una muestra de 26 456 hogares, de las cuales 10 088 pertenecen al área rural y tiene representatividad en el ámbito nacional, en el área urbano y rural, en los 24 departamentos y a nivel de la Provincia Constitucional del Callao. Dichas características de la ENAH permiten realizar un análisis apropiado, teniendo en cuenta las metodologías propuestas para la evaluación del impacto de la electrificación rural.

5. RESULTADOS

El primer paso para la realización del Matching es la estimación de la probabilidad de ser tratado dado un conjunto de características observables (*propensity score*), esto se realiza a través de un modelo de elección discreta el cual se presenta en la **Tabla 1**. Para el cual se ha elegido un modelo *logit*, donde la variable dependiente es el acceso al servicio eléctrico en el hogar (*acc_elec*). Como variables independientes se plantearon variables relacionadas al jefe del hogar: género (*sexo*), la edad (*edad*), así como la edad al cuadrado (*edad2*) con el objetivo de incorporar posibles efectos no lineales de la edad, una *dummy* que indica si el jefe del hogar habla quechua como lengua materna (*quechua*), una *dummy* que indica si vive con su pareja (*casado*) y el nivel educativo del jefe del hogar (*educ*); otro grupo de variables relacionadas a la vivienda: el número de habitaciones en total con las que cuenta el hogar (*habitaciones*), el número de habitaciones que se usan exclusivamente como dormitorios (dormitorios), variables *dummy* que indican si la vivienda cuenta con un techo de concreto (*techo*), si cuenta con pisos de tierra (*pisos*) y si las paredes son de ladrillos (*pared*), si cuentan con título de propiedad de la vivienda (*titulo*), si el acceso al servicio de agua potable a través de la red pública (*agua*), el acceso al servicio higiénico a través de la red pública (*desague*), si el hogar cuenta con acceso a telefonía fija (*fijo*), si la vivienda se compra y está totalmente pagada (*tipo_vivienda*) y la utilización de leña en el hogar como una de las fuentes de energía (*leña*); un grupo de variables sobre los miembros del hogar: el número miembros del hogar (*nmiembros*), la proporción de menores entre los 0 y 16 años de edad (*r_m16*), la proporción de individuos mayores a 65 años de edad (*r_m65*), la proporción de individuos que hablan quechua (*r_quechua*), la proporción de individuos que cuentan con secundaria completa (*r_sec*), la proporción de individuos que al menos cuentan con secundaria completa (*r_asec*) y el máximo nivel de estudios alcanzado por un miembro del hogar (*maxnivel*); finalmente, un grupo de variables sobre el departamento donde se ubica la vivienda: si la vivienda se encuentra en la sierra (*sierra*) o en la selva (*selva*), la altura de la capital de departamento (*altitudcapital*), el número de emergencias

² Esta condición se encuentra relacionada al supuesto de *overlap* que exige una estimación matching.

³ Como un supuesto adicional del matching se tiene al SUTVA - *stable unit treatment value assumption*, que implica que no existan efectos derrame o de equilibrio general, es decir que los individuos no tratados no son afectados por el tratamiento de modo indirecto. Adicionalmente debe resaltarse que el *Matching* controla el sesgo generado solo por variables observables, en caso existiera un problema de endogeneidad debería apelarse a técnicas de variables instrumentales, diferencia en diferencias o una mezcla de ambas. Para una guía de los distintas estrategias para el análisis de evaluación de impacto se puede revisar Lee, Myoung-Jae (2005).

reportadas (*emergencias*), la temperatura promedio (*temperatura*), nivel de humedad (*humedad*), el número de hospitales (*hospitales*), centros de salud (*centrosalud*) y el tamaño de la población (*poblacion*) del departamento.

Tabla 1: Estimación Logit del Acceso al Servicio Eléctrico

Características del Hogar	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Intervalo de Confianza]	
sexo	-0.327	0.088	-3.73	0.000	-0.499	-0.155
edad	-0.014	0.011	-1.27	0.205	-0.036	0.008
edad2	0.000	0.000	0.85	0.393	0.000	0.000
quechua	0.356	0.121	2.94	0.003	0.119	0.594
casado	0.450	0.081	5.55	0.000	0.291	0.608
educ	0.076	0.064	1.19	0.233	-0.049	0.201
habitaciones	0.215	0.026	8.27	0.000	0.164	0.265
dormitorios	0.200	0.038	5.22	0.000	0.125	0.275
techo	-0.170	0.296	-0.57	0.566	-0.749	0.410
pisos	-0.543	0.073	-7.46	0.000	-0.685	-0.400
pared	0.617	0.166	3.72	0.000	0.292	0.941
titulo	0.255	0.058	4.37	0.000	0.141	0.370
agua	0.939	0.059	16.01	0.000	0.824	1.054
desague	1.702	0.149	11.45	0.000	1.410	1.993
fijo	0.973	0.271	3.59	0.000	0.443	1.504
tipo_vivienda	-0.105	0.077	-1.36	0.174	-0.257	0.046
leña	-0.071	0.062	-1.14	0.254	-0.193	0.051
nmiembros	-0.126	0.017	-7.62	0.000	-0.158	-0.094
r_m16	0.112	0.160	0.70	0.483	-0.201	0.425
r_m65	0.218	0.130	1.68	0.093	-0.036	0.473
r_quechua	-0.609	0.148	-4.11	0.000	-0.900	-0.318
r_sec	0.374	0.220	1.70	0.089	-0.057	0.805
r_asec	0.381	0.164	2.33	0.020	0.060	0.702
maxnivel	0.142	0.021	6.73	0.000	0.101	0.183
sierra	-0.889	0.118	-7.54	0.000	-1.120	-0.658
selva	-1.765	0.139	-12.74	0.000	-2.036	-1.493
altitudcapital	0.001	0.000	6.99	0.000	0.000	0.001
emergencias	0.001	0.000	6.93	0.000	0.001	0.002
temperatura	0.053	0.015	3.60	0.000	0.024	0.082
humedad	0.000	0.000	2.36	0.018	0.000	0.000
hospitales	0.042	0.005	8.13	0.000	0.032	0.053
centrosalud	0.004	0.002	2.45	0.014	0.001	0.007
poblacion	0.000	0.000	-5.75	0.000	0.000	0.000
cons	-1.600	0.494	-3.24	0.001	-2.567	-0.633

De las variables estadísticamente significativas⁴, se tiene que la probabilidad de tener acceso al servicio eléctrico⁵ se incrementa conforme el jefe del hogar sea mujer, de menor edad, si vive con su pareja, si la vivienda cuenta con un mayor número de habitaciones en total y dormitorios, si la pared es de ladrillos, el piso no sea de tierra, la

⁴ Al nivel de confianza de 95%

⁵ El modelo depurado solo con variables estadísticamente significativas con las que se estima el *propensity score* cuenta con un número de observaciones de 9 717, un Pseudo R2 de 0.2267, un ratio de verosimilitud de 2866.65 con 25 grados de libertad ($\text{Prob}>\chi^2 = 0.0000$) y un logaritmo de verosimilitud de -4890.1187.

vivienda se ubique en la costa, y cuente con conexión de agua potable, desagüe y telefonía fija, si cuenta con título de propiedad, si los miembros del hogar son menos, si los individuos mayores a 65 años y los que al menos cuentan con secundaria completa son una mayor proporción, así como si los individuos quechua hablantes son una menor proporción, si el máximo nivel educativo alcanzado por algún miembro del hogar es mayor y si la capital de departamento se encuentra a una mayor altitud, el departamento presenta mayor temperatura, humedad número de emergencias, hospitales, centros de salud y población.

En la **Figura 1** se presenta el histograma del *propensity score* estimado tanto para los hogares de control, aquellos que no reciben el tratamiento ($acc_elec = 0$) al lado izquierdo, como para aquellos hogares tratados ($acc_elec = 1$) al lado derecho. El hecho que los propensity scores de ambos grupos sean distintos indica que ambos grupos presentan diferencias importantes entre ellos en cuanto a sus características observables, por lo que a partir del *matching* se puede obtener una mejor estimación del impacto de la electrificación rural en comparación a la simple diferencia de medias entre ambos grupos.

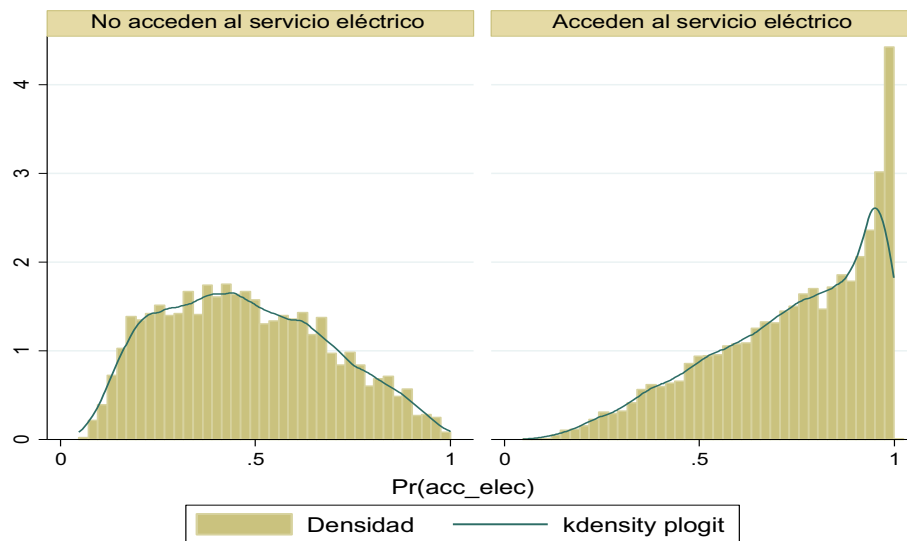


Figura 1: Propensity Score

A partir de la estimación del *propensity score* se pasa a estimar el efecto tratamiento sobre los tratados (ATT) del acceso al servicio eléctrico sobre el bienestar de los hogares rurales en el Perú, dicho impacto se estima sobre cinco grupos de variables: gasto, ingreso, educación, natalidad y criminalidad. La **Tabla 2** reporta los resultados del *matching* utilizando tres tipos de estimaciones *Kernel* (gaussiano, epanechnikov y uniforme) para dos anchos de banda en cada caso (0.1 y 0.06), así como una estimación por *Radius Matching*, con tres distancias (*caliper*) distintos (0.1, 0.05 y 0.01).

Los impactos sobre el ingreso de los hogares se presentan en nuevos soles (S/), al igual que para los gastos, se presenta evidencia robusta que el ingreso neto anual aumenta en alrededor de S/. 2 700, alrededor de S/. 225 mensuales, debido a la electrificación en zonas rurales (alrededor de US\$ 980 anuales y US\$ 82 mensuales al 2011). Al analizar los componentes del ingreso se puede apreciar que no existe evidencia de impactos sobre el ingreso agrícola, pero si existe evidencia de una reducción en el ingreso proveniente de subproductos agrícolas, ingresos pecuarios e ingresos provenientes de subproductos pecuarios. Estos resultados sugieren que se presenta una redistribución de las fuentes de ingresos de los hogares rurales que acceden al servicio eléctrico, incrementando sus ingresos no agropecuarios⁶.

⁶ No se reportan los ingresos brutos, ni monetarios; no obstante, en ellos también se encuentra fuerte evidencia de impactos positivos.

Tabla 2: Impactos Sobre el Bienestar de los Hogares Rurales en el Perú

Variables	Kernel				Radius	
	gaussiano		epanechnikov		uniforme	
	bw = 0.1	bw = 0.06	bw = 0.1	bw = 0.06	cal = 0.1	cal = 0.05
Resultados sobre Ingresos						
Ingreso Neto Total Annual (<i>inghog2d</i>)	3390.96*** (539.787)	2860.57*** (467.473)	2684.96*** (518.088)	2055.85*** (471.379)	2970.36*** (641.667)	2501.86*** (534.562)
Ingreso Agrícola (<i>ing_agricola</i>)	-741.29 (457.456)	-122.96 (408.223)	-468.38 (442.582)	-357.67 (380.514)	-103.64 (410.939)	-1512.63*** (504.600)
Ingreso Subproductos Agrícolas (<i>ing_agricola_sub</i>)	-297.89*** (85.854)	-216.62*** (72.653)	-273.30*** (82.098)	-245.31*** (77.681)	-211.73*** (64.066)	-285.79*** (99.003)
Ingreso Pecuario (<i>ing_pecuario</i>)	-308.88*** (125.314)	-358.87*** (108.738)	-328.66*** (120.601)	-349.22*** (114.691)	-341.63*** (98.566)	-368.98*** (137.905)
Ingreso Subproductos Pecuarios (<i>ing_pecuario_sub</i>)	-587.29*** (156.569)	-603.04*** (135.269)	-660.28*** (150.417)	-712.57*** (142.838)	-379.59*** (122.982)	-699.78*** (136.430)
Resultados sobre Gastos						
Gasto Total en Alimentos (<i>gt_1</i>)	893.42*** (171.289)	792.85*** (146.546)	763.68*** (163.895)	697.49*** (147.891)	788.08*** (205.707)	757.23*** (169.511)
Gasto Total en Transporte y Comunicaciones (<i>gt_6</i>)	230.96*** (36.965)	208.08*** (32.671)	201.25*** (35.668)	182.57*** (32.901)	211.46*** (43.134)	193.71*** (36.652)
Gasto Total Anual (<i>g_total</i>)	2253.99*** (279.803)	1978.31*** (241.460)	1886.09*** (268.311)	1642.14*** (243.534)	1997.7*** (333.591)	1822.28*** (277.037)
Resultados sobre Educación						
ratio de miembros de hogar que saben leer y escribir (<i>r_alf</i>)	-0.0105 (0.010)	-0.0078 (0.009)	-0.0078 (0.010)	-0.0071 (0.009)	-0.0071 (0.012)	-0.0085 (0.010)
ratio de miembros de hogar con estudios superiores (<i>r_sup</i>)	0.0172*** (0.004)	0.0103*** (0.003)	0.0072*** (0.004)	0.0007 (0.003)	0.0117*** (0.004)	0.0045 (0.004)
ratio de miem. del hogar en edad escolar que asiste a un centro educ. (<i>r_asistencia</i>)	0.088*** (0.019)	0.0889*** (0.017)	0.0897*** (0.018)	0.09*** (0.017)	0.0885*** (0.015)	0.0894*** (0.017)
Resultados sobre Natalidad						
Número de hijos menores de 1 año de edad (<i>nat_0</i>)	-0.0178** (0.011)	-0.017* (0.010)	-0.0159 (0.011)	-0.0162 (0.010)	-0.0161* (0.014)	-0.0166 (0.011)
Resultados sobre Criminalidad						
Tasa de delitos (<i>asadeltitos</i>)	3.47*** (0.904)	2.39*** (0.780)	1.94** (0.867)	1.2 (0.786)	2.42*** (1.079)	1.62 (0.895)

* Estadísticamente significativo al nivel de confianza de 90%, ** Estadísticamente significativo al nivel de confianza de 95%, *** Estadísticamente significativo al nivel de confianza de 99%
 - Los Errores estándar se muestran en parentesis

Los impactos sobre el gasto también son significativos, los gastos totales anuales se incrementan en alrededor de S/. 1900, alrededor de S/. 160 mensuales (US\$ 690 y US\$ 58 anuales y mensuales, respectivamente), mostrándose impactos significativos sobre prácticamente todos los componentes del gasto, a excepción del gasto en salud, los mayores impactos se presentan en el gasto en alimentos y en el gasto en transporte y comunicaciones, en alrededor de S/. 775 y S/. 200 anuales respectivamente (US\$ 281 y US\$ 73, respectivamente).

En cuanto a los impactos con respecto a aspectos educativos, se puede apreciar que no se encuentra un impacto significativo de la electrificación rural sobre la proporción de miembros del hogar mayores a 8 años de edad que saben leer y escribir. No obstante, si se encuentra evidencia del impacto de la electrificación en zonas rurales sobre el ratio de miembros del hogar que poseen estudios superiores (completos o incompletos), así como impactos robustos sobre la asistencia escolar, en específico sobre el ratio de individuos en edad escolar que asiste a un centro educativo.

Con respecto a la natalidad, se encuentra evidencia pobre del impacto de la electrificación rural sobre el número de hijos de menos de un año de edad. Así también se estimaron los resultados del impacto de la electrificación rural sobre el número de hijos menores a 2, 3, 4, 5 y 6 años de edad, no encontrándose evidencia de la misma.

Finalmente, se estima el impacto sobre la tasa de delitos en el departamento por cada 10 mil habitantes, encontrándose evidencia que la electrificación rural incrementa la criminalidad, lo que se puede explicar debido a la mejora económica que implica este tratamiento.

La **Figura 2** muestra la condición del soporte común exigida en las estimaciones presentadas, mostrando que existe suficiente *overlap* entre los *propensity* de los individuos tratados con los individuos no tratados, lo que asegura se pueden realizar la comparaciones entre ambos grupos. A partir de esta restricción se eliminó aproximadamente el 1.38% de la muestra.

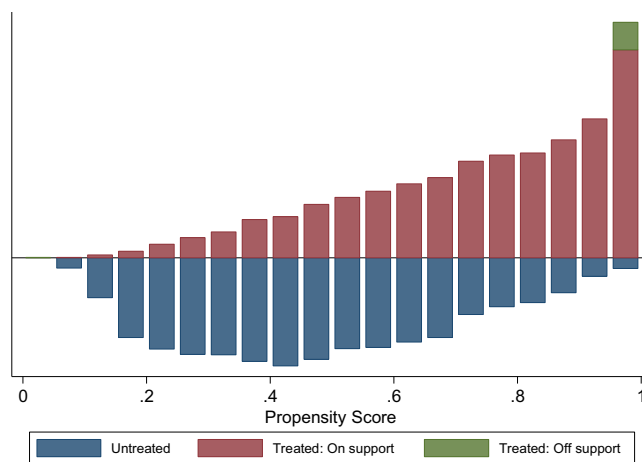


Figura 2: Condición de Soporte Común

En la **Tabla 3** se presenta un balance de las principales covariables utilizadas para estimar el *propensity score*, dicho balance se realiza antes y después de la estimación del matching. Se puede apreciar que con la realización del matching, se logra reducir en una gran proporción el sesgo que existe previamente entre los individuos tratados y controles en dichas covariables. Así por ejemplo, para el caso de la covariable *agua*, se tiene que comparando a los grupos de tratados y no tratados sin realizar el match (*Unmatched*) existe un sesgo de aproximadamente el 64% en cuanto a la proporción de individuos con acceso a agua potable a través de la red pública entre ambos grupos; mientras que luego de realizar el match (*Matched*), se tiene que se logra reducir el sesgo a solo un 4.2%, lográndose una reducción en el sesgo de aproximadamente el 93.1%, lo que indica que la

utilización del matching implica una mejora en comparación a una estimación por OLS y se puede construir un correcto contrafactual.

Tabla 3: Balance de Covariables Utilizadas para Estimar el *Propensity Score*

Variable	Muestra	Promedio		% Sesgo	% Reducción del Sesgo	t-test	
		Tratados	Controles			t	p>t
pared	Unmatched	.06713	.01664	25.4	90.4	9.80	0.000
	Matched	.05975	.06459	-2.4		-0.91	0.362
dormitorios	Unmatched	1.5766	1.034	51.1	87.1	20.64	0.000
	Matched	1.5445	1.6143	-6.6		-2.63	0.009
agua	Unmatched	.44118	.17475	60.3	93.1	23.98	0.000
	Matched	.43372	.4153	4.2		1.69	0.090
titulo	Unmatched	.35033	.26809	17.9	76.4	7.24	0.000
	Matched	.34519	.32579	4.2		1.87	0.062
sexo	Unmatched	.83634	.82381	3.3	42.2	1.37	0.172
	Matched	.83575	.82851	1.9		0.88	0.378
nmiembros	Unmatched	4.5643	4.7858	-9.2	73.2	-3.79	0.000
	Matched	4.5573	4.6167	-2.5		-1.19	0.233
sierra	Unmatched	.74502	.58249	34.9	85.7	14.45	0.000
	Matched	.74432	.72112	5.0		2.38	0.017
selva	Unmatched	.14706	.36107	-50.7	92.7	-21.39	0.000
	Matched	.14901	.16461	-3.7		-1.95	0.051
r_quechua	Unmatched	.36382	.29534	16.7	93.4	6.83	0.000
	Matched	.36607	.36158	1.1		0.49	0.623
maxnivel	Unmatched	5.2265	4.4938	41.1	96.5	16.55	0.000
	Matched	5.1681	5.1426	1.4		0.62	0.535
altitudcapital	Unmatched	2423.4	1945.8	35.9	96.5	14.79	0.000
	Matched	2416.8	2400.3	1.2		0.59	0.559
temperatura	Unmatched	14.472	16.718	-36.2	95.7	-15.00	0.000
	Matched	14.481	14.384	1.6		0.77	0.440
humedad	Unmatched	774.17	943.36	-32.7	94.0	-13.77	0.000
	Matched	774.64	784.83	-2.0		-1.03	0.302
hospitales	Unmatched	17.789	15.558	10.5	83.6	4.09	0.000
	Matched	17.637	18.003	-1.7		-0.71	0.480

6. CONCLUSIONES

En este artículo se muestra evidencia del impacto de la electrificación rural sobre el ingreso de los hogares, generando un efecto de sustitución en las fuentes de ingreso, disminuyendo sus ingresos agropecuarios, pero incrementándose sus ingresos no agropecuarios de manera más que proporcional, de tal modo que sus ingresos anuales se incrementan en aproximadamente US\$ 975. A su vez, el impacto sobre el gasto es significativo en prácticamente todos los componentes del mismo, incrementándose el gasto del hogar en US\$ 690 anuales. Asimismo, se encuentra evidencia que la electrificación rural disminuye la deserción escolar e incrementa la proporción de individuos que siguen estudios superiores en el hogar. A pesar de los beneficios que acarrea este tratamiento, puede generar problemas de mayor criminalidad y no se encuentra evidencia contundente de que disminuya la tasa de natalidad.

A partir de los resultados hallados en esta investigación, los cuales representan una primera aproximación dentro de una agenda de investigación relacionada con los impactos de la provisión de servicios públicos básicos, se sugiere continuar con el proceso de proveer electricidad en zonas rurales, debido a la evidencia encontrada con respecto a la reducción de la pobreza que la misma genera y sus efectos sobre aspectos educativos; no obstante, dicho tratamiento debe acompañarse con otros que lo complementen y lo potencien, con el objetivo de generar crecimiento sostenible de largo plazo.

Como agenda pendiente relacionada con la electrificación rural en el Perú, se encuentra investigar cuál es el comportamiento del efecto de la electrificación rural en el tiempo, quiénes se ven más beneficiados por la misma y cuáles infraestructuras generan mayor complementariedad, entre otros aspectos.

REFERENCES

- Cameron, C., y Trivedi, P. (2005). "Microeconometrics", Methods and Applications. Cambridge University Press.
- Dehejia, R. y Wahba, S. (1999). "Causal Effects in Nonexperimental Studies: Reevaluating the Evaluation of Training Programs", *Journal of the American Statistical Association*, 94, 1053-1062.
- Escobal, J. y Torero, M. (2005). "Measuring the Impact of Asset Complementarities: the Case of rural Perú", *Cuadernos de Economía*, Vol. 42, Mayo 2005. p. 37-164.
- Hahn, J. (1998). "On the Role of the Propensity Score in Efficient Semiparametric Estimation of Average Treatment Effects", *Econometrica* 66 (2), 315-331.
- Heckman, J., Ichimura, H. y Todd, P. (1997). "Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from a Job Training Program", *Review of Economic Studies* 64, 605-654.
- Heckman, J., Ichimura, H. y Todd, P. (1998). "Matching as an Econometric Evaluation Estimator", *Review of Economic Studies* 65, 261-294.
- Heckman, J. y Vytlacil, E. (2007). "Econometric Evaluation of Social Programs, Part I: Causal Models, Structural Models and Econometric Policy Evaluation", *Handbook of Econometrics*, Volumen 6B (Chapter 70), Elsevier B.V.
- Imbens, G., y Wooldridge, J. (2009). "Recent Developments in the Econometrics of Program Evaluation", *Journal of Economic Literature*.
- Imbens, G., (2004). "Nonparametric Estimation of Average Treatment Effects Under Exogeneity: A Review", *Review of Economics and Statistics*, 86(1): 1-29.
- Khandker, S., Koolwal, G. y Samad, H. A. (2010). "Handbook on Impact Evaluation. Quantitative Methods and Practices", World Bank.
- Khandker, S., Barnes, D. F., y Samad, H. A. (2012). "The welfare impacts of rural electrification in Bangladesh", *The Energy Journal* 33(1), 187-206.
- Khandker, S., Barnes, D. F., Samad, H. y Huu Minh, N. (2009). "Welfare Impacts of Rural Electrification- Evidence from Vietnam", *Policy Research Working Paper 5057*, World Bank.
- Lee, Myoung-Jae (2005). "Micro-Econometrics For Policy, Program and Treatment Effects", Oxford University Press Inc., New York.
- Peters, J. y Vance, C. (2011). "Rural Electrification and Fertility –Evidence from Cote d'Ivoire", *Journal of Development Studies* 47(5), 753-766.
- Rosenbaum, P. y Rubin, D. (1983). "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects", *Biometrika* 70 (1), 41-55.
- Rubin, D.B. (1974). "Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Non-randomized Studies", *Journal of Educational Psychology*, vol. 66, 688-701.
- Songco, J. A. (2002). "Do Rural Infrastructure Investments Benefit the Poor? Evaluating Linkages: A Global View A Focus on Vietnam", *Policy Research Working Paper 2796*, World Bank.
- Srivastava, L., Goswami, A., Mehan Diljun, G. y Chaudhury, S. (2012). "Energy Access: Revelations from energy consumption patterns in rural India", *Energy Policy* 47, 11-20.
- Todd, P. (2008). "Evaluating Social Programs With Endogenous Program Placement and Selection of the Treated", *Handbook of Development Economics*, Volumen 4. Elsevier B. V.
- World Bank (2008). "The Welfare Impact of Rural Electrification: A Reassessment of the Costs and Benefits, An IEG Impact Evaluation", *The International Bank for Reconstruction and Development / The World Bank*. Washington D.C.

Authorization and Disclaimer

Authors authorize PREC to publish the paper in the conference proceedings. Neither PREC nor the editors are responsible either for the content or for the implications of what is expressed in the paper.