

EL MICRO-CRÉDITO LOGRÓ REDUCIR LA POBREZA Y EMPODERAR A LA MUJER A NIVEL SUB-NACIONAL EN BOLIVIA: EVIDENCIA DE UN MODELO ESPACIAL BAYESIANO CUASI-EXPERIMENTAL

*Rolando Gonzales Martínez y Patricia Aranda Blanco**

RESUMEN

Gonzales et al. (2017) desarrollan un modelo espacial Bayesiano cuasi-experimental para evaluar el impacto social del micro-crédito a nivel municipal en Bolivia y encuentran que las micro-finanzas tuvieron un impacto positivo en la reducción de la pobreza y el empoderamiento de las mujeres en este país. Asimismo, se discute los resultados de este trabajo en el contexto de los lineamientos de la Ley de Servicios Financieros y la Agenda Patriótica 2025 de Bolivia.

Palabras Clave: Métodos Bayesianos, Micro-crédito, Estadística Espacial, Matching.

Clasificación JEL: C11, C31, G21.

* Investigadores del Instituto Bayesiano para la Investigación & Desarrollo. El contenido del presente documento es de responsabilidad de los autores y no compromete la opinión del Ministerio de Economía y Finanzas Públicas. Enviar cualquier comentario a: rgonzales@bayesgroup.org o paranda2008@hotmail.com

I. INTRODUCCIÓN

Las micro-finanzas proveen servicios financieros en pequeña escala a clientes de bajos ingresos que carecen de acceso a servicios bancarios tradicionales (Karlan y Goldberg, 2007). El impacto de las micro-finanzas es un tema de controversia: los defensores de este modelo —como el Premio Nobel Muhammad Yunus o el Presidente del Banco Mundial Jim Yong Kim— afirman que las micro-finanzas reducen la pobreza a través de la creación de empleo y la generación de mayores ingresos, lo que a su vez mejora la salud y la educación de la población. En cambio, los detractores de las micro-finanzas no creen que éstas tengan un efecto en la reducción de la pobreza y sugieren en cambio que son perjudiciales para el desarrollo regional debido a un efecto expulsión de las actividades productivas y formales; véase por ejemplo Bateman (2010).

La evaluación del impacto de las micro-finanzas tiende a ser cualitativa y estar basada en evidencia anecdótica —véase Weiss y Montgomery (2005)— o se enfoca en casos individuales u hogares, como en Banerjee (2015). Para superar ambas limitaciones, Gonzales et. al. (2017) desarrollaron un algoritmo espacial de evaluación de impacto cuasi-experimental que utilizan para resolver el problema de estimar apropiadamente el impacto del micro-crédito a nivel regional. Esta evaluación de impacto cuasi-experimental se justifica porque es altamente relevante entender si el micro-crédito ha tenido efectos favorables o desfavorables a nivel municipal en Bolivia, para así encausar apropiadamente las políticas regionales de inclusión financiera de este país. Este artículo describe el algoritmo de Gonzales et. al. *op. cit.* y discute los resultados en el contexto de los lineamientos de la Ley de Servicios Financieros y la agenda de desarrollo de Bolivia (Agenda Patriótica 2025).

La sección 2 contiene una breve revisión de la literatura sobre el impacto regional de las micro-finanzas. En la sección 3 se describe el algoritmo de evaluación de impacto cuasi-experimental.

La sección 4 presenta la aplicación para el caso boliviano. En la sección 5 se discuten los resultados. El Anexo 1 muestra una prueba de falsificación para evaluar las ventajas y limitaciones del algoritmo BS-PSM. En el Anexo 2 se hace un análisis de robustez de los resultados ante cambios de la técnica de *matching* y ante la exclusión de efectos espaciales. El código MATLAB usado en el estudio está disponible a solicitud.

II. IMPACTO REGIONAL DE LAS MICRO-FINANZAS

El micro-crédito tiene efectos regionales cuando afecta tanto a los clientes que acceden a este servicio financiero como a otros agentes económicos dentro de la misma región geográfica u otras regiones cercanas, como resultado de la interacción económica entre los prestatarios y el resto de la población que no accede a créditos. Estos efectos regionales se miden con modelos espaciales como los descritos en Anselin (1988), Arbia (2010), Anselin y Florax (2011) o Griffit y Paelinck (2011). En estos modelos se busca capturar el efecto que pueden tener los servicios de financiamiento en una economía local y en regiones vecinas, debido a las relaciones comerciales y de mercado entre regiones y la movilidad de los factores de producción (Capello, 2009).

El impacto favorable a nivel regional de las micro-finanzas sobre la pobreza puede presentarse por el impulso económico que genera la inversión de los prestatarios dentro la misma región o regiones cercanas (Glennerster y Takavarasha, 2013); los efectos negativos pueden surgir, en cambio, si las entidades micro-financieras otorgan préstamos a empresas informales e improductivas de breve duración (Bateman, 2013), lo que puede ocasionar un efecto desplazamiento en la región, si es que al beneficiar a empresas informales y de autoempleo se frena las operaciones de las pequeñas y medianas empresas formales con perspectivas de mejora tecnológica, ampliamente reconocidas como una fuente de empleo formal y

crecimiento en países en vías de desarrollo —véase Bateman y Chang (2009) o Bateman (2010, 2013)—.

En términos del impacto de las micro-finanzas sobre el empoderamiento de la mujer, Glennerster y Tavarasha (2013) proporcionan un excelente ejemplo de este fenómeno: los efectos positivos pueden darse cuando, dentro de una región o comunidad, las mujeres inician una actividad económica con los créditos que reciben y emplean a sus vecinos y vecinas, generando así empleo y distribuyendo los ingresos obtenidos. De esta forma, el beneficio del préstamo llega incluso a mujeres que no tuvieron acceso al crédito, solamente por el hecho de estar en la región donde existe una oferta de microcréditos. Los efectos negativos se presentan si las mujeres con negocios ya en funcionamiento se ven perjudicadas por un incremento de la competencia debido al ingreso al mercado de las nuevas prestatarias que inician sus negocios en la misma comunidad y ofrecen productos similares.

Entre los estudios empíricos acerca del impacto de las micro-finanzas se encuentran *inter alia* Mosley (2003), Mosley y Rock (2004), Khalily (2004), Wright y Copestake (2004), Chowdhury y Bhuiya (2004), Johnson (2004), Velasco y Marconi (2004) o McIntosh (2008). En términos de efectos positivos, estos estudios encontraron que el micro-financiamiento estabiliza los ingresos a nivel regional (Mosley, 2003), genera una demanda que impulsa la economía a través del mercado de trabajo (Mosley y Roca, 2004) y ayuda a las microempresas en el mantenimiento de un nivel de producción e inversión creciente, aún durante épocas de recesión (Velasco y Marconi, 2004). En términos de efectos negativos, Velasco y Marconi (2004) encontraron que los créditos en ocasiones se destinan al consumo, generando un problema en la disciplina de pago del deudor.

En el caso boliviano, dentro los estudios que analizan el impacto de las micro-finanzas están MkNelly y Dunford (1999), Navajas, Schreiner, Meyer, Gonzales-Vega y Rodriguez-Meza (2000), Mosley

10 | El micro-crédito logró reducir la pobreza y empoderar a la mujer a nivel sub-nacional en Bolivia: evidencia de un modelo espacial bayesiano cuasi-experimental
Rolando Gonzales Martínez y Patricia Aranda Blanco

(2001), Brett (2006), Velasco y Marconi (2004) y Gonzales (2010). MkNelly y Dunford (1999) evalúan el impacto social del microcrédito comparando datos nutricionales dos años después de que se ofreció préstamos a comunidades. Estos autores no encuentran evidencia de mejoras en la seguridad alimentaria de los hogares o en el estado nutricional de los hijos de los clientes de crédito, en comparación con el grupo de control. Navajas et al. (2000) compararon el nivel de pobreza de prestatarios con la pobreza de otros hogares de La Paz y encontraron que las micro-finanzas tienden a dar financiamiento no a los más pobres sino a aquellos que están cerca de la línea de pobreza. Utilizando datos de micro-prestatarios de Bolivia y una muestra de control con una metodología antes-después, Mosley (2001) encontró que el crecimiento de los ingresos y los activos de los prestatarios siempre es superior al del grupo de control, pero no hay evidencia de que dicho efecto se dé en personas en extrema pobreza. Más recientemente, en su sugerente artículo etnográfico “*We Sacrifice and Eat Less: The Structural Complexities of Microfinance Participation*”, Brett (2006) encontró que, después de haber tenido acceso a un microcrédito para iniciar un pequeño negocio, muchas mujeres en El Alto no son capaces de generar ingresos suficientes para cubrir el pago de su deuda, por lo que deben recurrir a los recursos destinados a los gastos del hogar, en ocasiones consumiendo menos alimentos. Finalmente, Gonzales (2010) analizó el impacto regional del crédito en economías en desarrollo y encontró que, en promedio, los municipios con acceso a servicios financieros tienen mejores indicadores de desarrollo humano.

Aunque Velasco y Marconi (2004) o Gonzales (2010) analizaron previamente el impacto regional de las microfinanzas en Bolivia, la disponibilidad de nueva información del Censo Nacional de Población y Vivienda 2012 permite realizar una evaluación más completa sobre el impacto regional del acceso al micro-crédito, en todos los municipios de Bolivia. Adicionalmente, estudios anteriores no realizaron una evaluación de impacto rigurosa, por lo

que emplear un diseño espacial cuasi-experimental es una mejora metodológica en comparación a estudios previos.

III. BAYESIAN SPATIAL-PROPENSITY SCORE MATCHING (BS-PSM)

Esta sección describe el algoritmo cuasi-experimental BS-PSM utilizado para evaluar impactos regionales. Sea t un vector binario de valores $n \times 1$ que reflejen la presencia o ausencia de un tratamiento (en este caso las micro-finanzas) en una región $i = 1, 2, \dots, n$ (en este caso, los $i = 1, 2, \dots, 339$ municipios de Bolivia). La dependencia espacial entre regiones se estima con un Modelo de Error Espacial (*Spatial Error Model*, SEM) que captura la influencia de efectos *spillover* a través de un término de error ε ,

$$\begin{cases} t = X\beta + \varepsilon, \\ \varepsilon = \rho W\varepsilon + v, v \sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2 I_n) \end{cases} \quad (1)$$

donde ρ es el coeficiente de correlación espacial, W es una matriz cuadrada estocástica de $n \times n$ regiones, y X es una matriz $n \times p$ con p -covariantes de control para las n regiones,

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix} \quad (2)$$

que captura los shocks espaciales autocorrelacionados en el término de error (Elhorst, 2014). El enfoque bayesiano para la modelización de este tipo de variables dependientes, espaciales y limitadas, trata a las observaciones binarias 0,1 en t como indicadoras de la utilidad neta latente inobservada de un agente espacial en una región i . Formalmente, en base a la diferencia entre utilidades $u_{1i} - u_{0i}$, $i = 1, \dots, n$, asociado con indicadores de elección 0,1 observados, el modelo probit asume que la diferencia $t_i^* = u_{1i} - u_{0i}$ sigue

una distribución Gauss-Laplace, y, ya que t_i^* no es observable, entonces $t_i = 1$ si $t_i \geq 0$ y $t = 0$ si $t_i < 0$. Esto implica que $\mathbb{P}(t_i = 1) = \mathbb{P}(u_{0i} \geq u_{0i}^*) = \mathbb{P}(t_i^* \geq 0)$. Por tanto, una función de verosimilitud para el modelo SEM es,

$$\mathcal{L}(t, W | \beta, \rho, \sigma_v^2) = \frac{1}{2\pi\sigma_v^{2n/2}} |I_n - \rho W| \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_v^2} \varepsilon' \varepsilon\right\} \quad (3)$$

con $\varepsilon = (I_n - \rho W)(t - X\beta)$. Empleando un *prior* difuso para β, ρ, σ_v^2 , la función condicional conjunta para estos parámetros será,

$$\mathbb{P}(\beta, \rho, \sigma_v^2 | t, W) \propto |I_n - \rho W| \sigma_v^{-(n+1)} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_v^2} \varepsilon' \varepsilon\right\} \quad (4)$$

con un núcleo:

$$\mathbb{P}(\sigma_v^2 | \beta, \rho) \propto \sigma_v^{-(n+1)} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_v^2} \varepsilon' \varepsilon\right\} \quad (5)$$

para la función posterior condicional posterior σ de σ_v^2 y:

$$\mathbb{P}(\beta | \rho, \sigma_v^2) \sim \mathcal{N}(\tilde{\beta}, \sigma_v^2 (X' B' B X)^{-1}) \quad (6)$$

$$\tilde{\beta} = (X' B' B X)^{-1} (X' B' B t) \quad (7)$$

$$B = (I_n - \rho W) \quad (8)$$

para la distribución condicional multivariante gaussiana de β . La distribución condicional de ρ dados β y σ_v^2 es:

$$\mathbb{P}(\rho | \beta, \sigma_v^2) \propto |I_n - \rho W| \sigma_v^{-(n+1)} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_v^2} \varepsilon' \varepsilon \right\} \quad (9)$$

LeSage (2000) propuso un estimador *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) para generar muestras de esta última distribución. Véase también LeSage and Pace (2009).

En base a las probabilidades calculadas con el modelo SEM, pueden emplearse estimadores *matching* para comparar a una región que recibió un tratamiento (en este caso una municipalidad con acceso a microcrédito) con miembros de un grupo de comparación (municipalidades sin acceso a microcrédito pero que comparten características similares al municipio con acceso). Sean $\hat{p} := \mathbb{P}(t_i = 1) = f(\hat{\rho}W\varepsilon, X\hat{\beta})$ las probabilidades estimadas del modelo probit espacial. Un estimador *matching* tradicional de vecinos cercanos entre regiones tratadas y no tratadas es:

$$C_{mm}(\hat{p}) = \min_j \|\hat{p}_i - \hat{p}_j\|, \text{ con } j \in n_0 \quad (10)$$

siendo n_0 el conjunto de regiones no tratadas (i.e. aquellos municipios sin acceso a servicios financieros). En este tipo de emparejamiento, el score de una i -región tratada se compara con los scores de todas las j -regiones no tratadas, con el objetivo de encontrar una región no tratada con un score similar al de la región tratada. Esta estrategia puede sin embargo llevar a un *matcheo* erróneo si el vecino más cercano se encuentra muy lejos de la región tratada (Caliendo y Kopeinig, 2008). Este problema se puede evitar si se impone un nivel de tolerancia a la distancia máxima entre scores, i.e. una pinza: sea δ una medida de proximidad entre los centroides de los polígonos regionales, calculada a partir de la matriz de distancias W , si δ se toma en cuenta durante el *matching*, entonces:

$$C_{sc}(\hat{p}, W) = \min_j \hat{p}_i - \delta_j \hat{p}_j, \text{ con } j \in n_0 \quad (11)$$

el score \hat{p}_i de una i -región tratada se comparará solamente con los scores de regiones colindantes o cercanas no tratadas. Este es un tipo de matcheo espacial con pinzas (*spatial calliper matching*, SCM), en el que la tolerancia es dada por la proximidad geográfica entre regiones. El efecto de tratamiento espacial promedio entre regiones (*spatial average treatment effect*, SATE) que se estima con este método es:

$$\begin{aligned}
 SATE &= \mathcal{G}_u = \mathcal{M}(t, W, X, y, \Theta) \\
 &= \mathbb{E}_{W, \Theta} \left\{ \left(y_i \mid t_i = 1, X_{1i} = x_1, \dots, X_{pi} = x_p \right) - \right. \\
 &\quad \left. \left(y_i \mid t_i = 0, X_{1i} = x_1, \dots, X_{pi} = x_p \right) \right\}
 \end{aligned} \tag{12}$$

donde y representa una variable de impacto regional, $\mathcal{M}(\cdot)$ es una función de matcheo y $\{\beta, \rho, \sigma_v^2\} \in \Theta$ es un vector apilado de parámetros del modelo espacial de elección discreta. Una estimación del SATE puede calcularse con $\{\hat{p}^{(1)}, \hat{p}^{(2)}, \dots, \hat{p}^{(g)}\}$ empleando una g -muestra de $\mathbb{P}(\beta^{(g)} \mid \rho, \sigma_v^2)$ y $\mathbb{P}(\rho^{(g)} \mid \beta, \sigma_v^2)$ del modelo probit espacial; por lo que:

$$C_{sc}(\hat{p}^{(g)}, W) = \min_j \|\hat{p}_i^{(g)} - \delta_j \hat{p}_j^{(g)}\| \tag{13}$$

y la densidad completa del SATE puede obtenerse con las $g = 1, \dots, G$ -corridas del muestreador MCMC:

$$\left\{ \mathcal{M}(t, W, X, y, \Theta^{(g)}) \right\}_{g=1}^G \tag{14}$$

Véase *inter alia* Chib y Greenberg (2010) o Alvarez y Levin (2014). Esta densidad permite calcular estadígrafos puntuales e intervalos de credibilidad: sea \mathcal{G} un SATE, una estimación puntual Bayesiana $\hat{\mathcal{G}}$ será el valor de \mathcal{G} que minimiza el valor esperado de una función de pérdida $\ell(\hat{\mathcal{G}}, \mathcal{G})$, tomando la esperanza de la función de distribución posterior de \mathcal{G} , $\pi(\mathcal{G} \mid \mathcal{D})$:

$$\min_{\hat{\theta}} \mathbb{E} \left[\ell(\hat{\theta}, \theta) \right] = \min_{\hat{\theta}} \int \ell(\hat{\theta}, \theta) \pi(\theta | \mathcal{D}) d\theta \quad (15)$$

Bajo pérdida cuadrática,

$$\min_{\hat{\theta}} \mathbb{E} \left[\ell(\hat{\theta}, \theta) \right] = \min_{\hat{\theta}} \int (\hat{\theta} - \theta)^2 \pi(\theta | \mathcal{D}) d\theta \quad (16)$$

Véase Geweke (2005) o Gill (2007). Un $\gamma = 1 - \alpha$ intervalo de credibilidad Bayesiano $\mathbb{C}_{\theta, \gamma}$ para el SATE será una sub-región del espacio de probabilidad parametrizado por $\theta \in \Theta$; véase *inter alia* Shalloway (2014).

Dado que *propensity score matching* es una técnica de estimación de dos pasos, el error estándar del efecto medio de tratamiento debe ser ajustado para que considere la incertidumbre durante la primera etapa de estimación del score (Gelman and Hill, 2007). En comparación con métodos de ajuste de varianza, emplear métodos Bayesianos garantiza obtener errores estándar positivos. Adicionalmente, en presencia de muestras de datos pequeñas, máxima verosimilitud sufre de baja potencia y produce estimadores sesgados. Este problema puede resolverse empleando una estimación Bayesiana con priors informativos; véase Van De Schoot, Broere, Perryck, Zondervan-Zwijenburg y Van Loey (2015). Para evaluar las ventajas y limitaciones del algoritmo BS-PSM, el Anexo 1 al final del estudio muestra una prueba de falsificación que evalúa el impacto del micro-crédito sobre la sordera de los habitantes de un municipio. El Anexo 2 hace un análisis adicional de robustez del algoritmo BS-PSM ante cambios de la técnica de *matching* y la exclusión de efectos espaciales.

IV. EFECTOS REGIONALES DE LAS MICRO-FINANZAS EN BOLIVIA

Bolivia es un interesante caso de estudio para evaluar los efectos regionales del microcrédito debido a su paradigmática historia

16 | El micro-crédito logró reducir la pobreza y empoderar a la mujer a nivel sub-nacional en Bolivia: evidencia de un modelo espacial bayesiano cuasi-experimental
Rolando Gonzales Martínez y Patricia Aranda Blanco

micro-financiera; las primeras iniciativas de microcréditos en Bolivia estuvieron a cargo de Organizaciones no Gubernamentales (ONGs) en la década de los 80. Durante la década de los 90, algunas ONGs se transformaron en instituciones de micro-finanzas reguladas. El rápido crecimiento y las altas tasas de ganancias de estas instituciones atrajeron a inversionistas al mercado y Bolivia se convirtió en uno de los mejores entornos para el desarrollo de las micro-finanzas, ocupando, junto a Perú, los primeros lugares en el Microscopio Global elaborado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID). Para evaluar el impacto regional de este desarrollo en el campo de las micro-finanzas en Bolivia, se utilizó el BS-PSM y se comparó las diferencias entre los municipios de Bolivia con y sin acceso a este servicio financiero, testeando de este modo los efectos que el microcrédito —principal producto de las micro-finanzas— tuvo sobre la pobreza, el empoderamiento de la mujer y la informalidad en Bolivia. La probabilidad de acceso a financiamiento fue estimada con las distancias espaciales entre municipios contenidas en la matriz W , y las covarianzas de control en cada municipio, contenidas en X .

Datos y variables. Se utilizó la información del Censo Nacional de Población y Vivienda 2012 para calcular variables demográficas a nivel municipal en Bolivia. La información sobre microcrédito fue obtenida de la Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero y los datos para estimar la informalidad fueron obtenidos de la Encuesta de Hogares 2012 de Bolivia.

El acceso regional a micro-finanzas fue medido a partir del número de operaciones de microcrédito en los municipios de Bolivia. Sea N_i el número de operaciones de microcrédito $i = 1, \dots, n$, dividido entre la población económicamente activa de cada municipio. La variable de tratamiento binaria t_i en el vector de acceso financiero t es igual a:

$$t_i = \begin{cases} 1 & \text{si } N_i \geq Q \\ 0 & \text{si } N_i < Q \end{cases} \quad (17)$$

Donde $Q \in \mathbb{R}^+$ son percentiles del número de operaciones de microcrédito en cada región. Esta estimación cuasi-continua permite medir el impacto diferencial que tiene el número de operaciones de micro-crédito sobre la pobreza, el empoderamiento de la mujer y la informalidad. Este enfoque es similar a la función de respuesta a diferente dosis propuesta por Hirano e Imbens (2004).

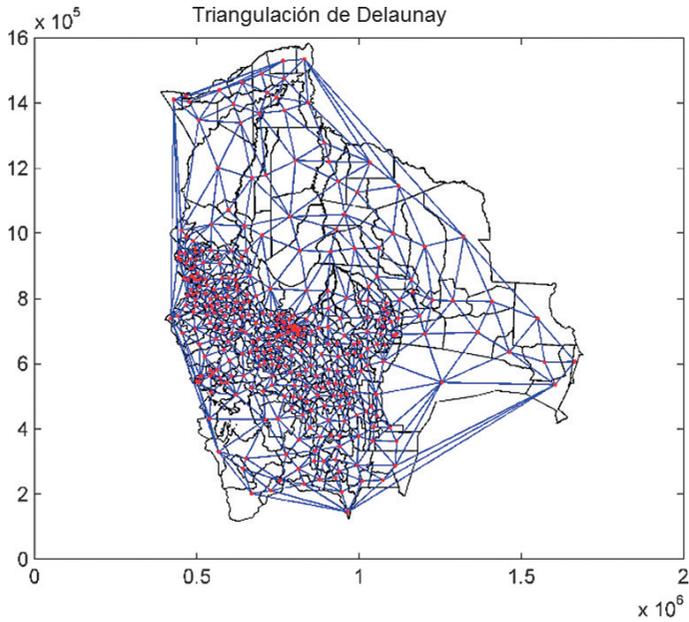
La matriz X de covariantes de control 339×9 está compuesta por 9 variables para cada uno de los 339 municipios de Bolivia:

1. Población total.
2. Oferta potencial de trabajo, medida como el porcentaje de la población en edad de trabajar de más de 15 años sobre el total de la población (este indicador pretende capturar el porcentaje de personas que ofrecen o tienen edad suficiente para ofrecer su trabajo en el mercado laboral).
3. Eliminación precaria de basura, variable *proxy* del nivel de vida, medida como el porcentaje de hogares en un municipio que no utilizan el servicio de recojo de basura (mediante carro basurero) y en cambio desechan la basura en lugares públicos o a orillas de los ríos.
4. Lugar donde la mujer dio a luz, diferente de un centro de salud, como variable *proxy* de las condiciones de vida en un municipio.
5. Porcentaje de la población que vive en el área rural.
6. Porcentaje de la población con acceso a electricidad.
7. Porcentaje de niños en la población.
8. Tasa global de participación de las mujeres, como un indicador de empleo que muestra el tamaño de la fuerza de trabajo de las mujeres.
9. Unidades educativas per cápita, medido como el número de escuelas y colegios dividido entre el número de persona que viven en el municipio.

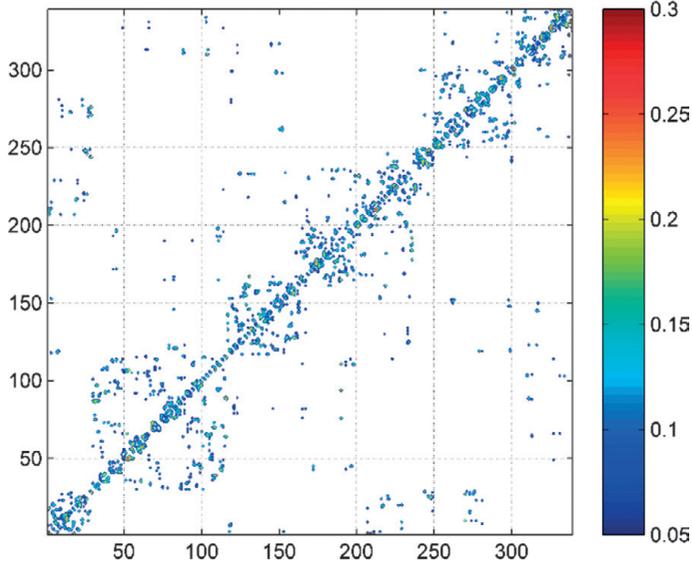
Las variables (1) al (8) fueron calculadas a partir de la información del Censo de Población y Vivienda de Bolivia 2012; la variable (9) se obtuvo de registros administrativos. Estas variables fueron seleccionadas de un conjunto más amplio de variables (un modelo general sin restricciones, *General Unrestricted Model*, GUM) que se redujo a la especificación final empleando una metodología general–a–específica (Campos et al., 2005). El GUM original —i.e. el modelo estadístico más general que fue postulado inicialmente, dado los datos disponibles, evidencia empírica y teórica previa, y cualquier información adicional disponible (Hendry and Nielsen, 2007)— originalmente incluyó un gran número de variables construidas con información censal, como e.g. los años promedio de educación de la población, la migración, el número de hogares con un vehículo o el número de trabajadores por cuenta propia en el municipio, entre otras variables.

En términos de variables de impacto, la pobreza se midió con el Método de Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI), que es una medida multidimensional de la pobreza que toma en cuenta variables como la calidad de la vivienda, el acceso a agua potable, el acceso a saneamiento básico, la educación, electricidad y capacidad de consumo de los hogares; véase ECLAC (2009). El empoderamiento de las mujeres fue calculado a partir de la proporción de mujeres que son jefes de hogar en un municipio, excluyendo aquellas que sean jefas de hogar debido a estar divorciadas, separadas o por ser viudas. Esta variable mide el empoderamiento a partir de la toma de decisiones a nivel del hogar, ya que la mujer es jefa de hogar aún en presencia de su esposo o pareja; una medida similar de empoderamiento fue utilizada por Yogerdrarajah (2013). Para medir la informalidad se tomó como variable *proxy* la ausencia de registro en el sistema de pensiones del jefe de hogar en la Encuesta de Hogares de Bolivia 2012. Esta aproximación a la informalidad fue utilizada también por el Banco Mundial (2009) para analizar las razones y el impacto de la informalidad en Bolivia.

Gráfico 1: Triangulación de Delaunay y matriz de aproximación W



Matriz de contigüidad estocástica: Bolivia, a nivel municipal

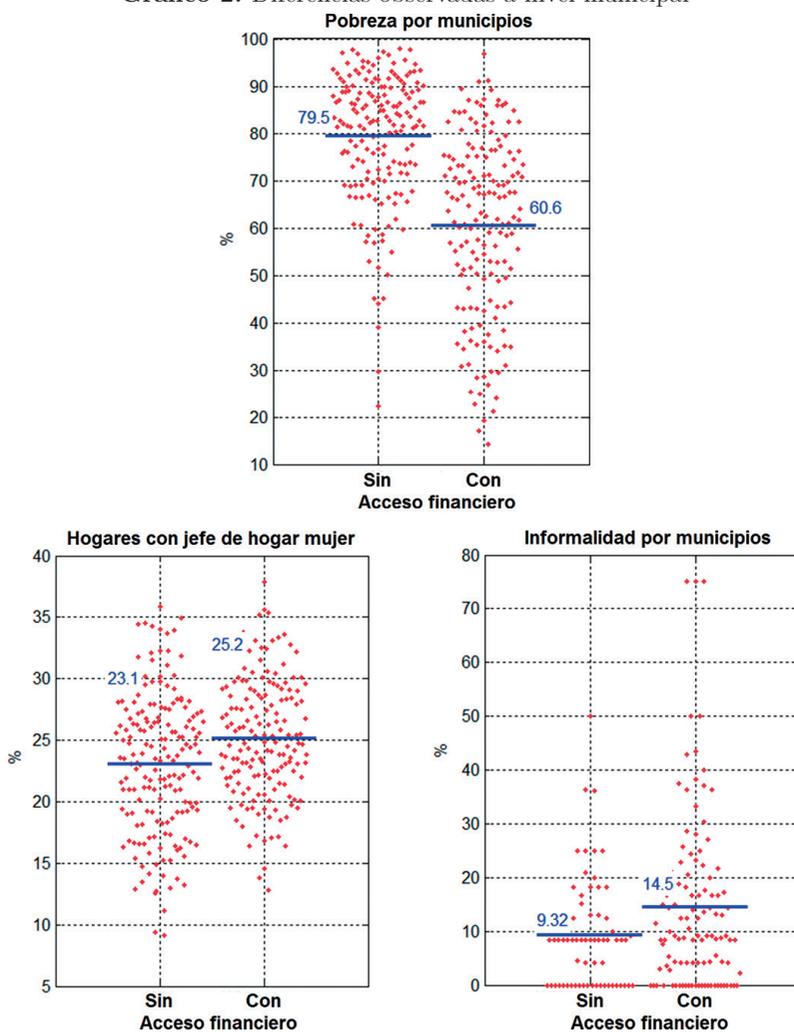


Matriz de contigüidad entre municipios. En base al Sistema de Información Geográfica (SIG) de Bolivia para 2012, se construyó una matriz de aproximación W de dimensiones 339×339 calculando la distancia Euclidiana entre los centroides de los 339 municipios del país, satisfaciendo la condición de triangulación de Delaunay (Gráfico 1).

Diferencias observadas a nivel municipal. El gráfico 2 muestra las diferencias de pobreza y empoderamiento en los 339 municipios de Bolivia, comparando los municipios que tienen acceso a servicios financieros contra los que no tienen acceso a servicios financieros (cada punto en el gráfico es un municipio). En el caso de la informalidad, los datos de la encuesta de hogares solo están disponibles para 173 municipios.

En promedio, el indicador de NBI muestra que 79,5% de la población vivía en pobreza por NBI en municipios sin acceso financiero, mientras que en los municipios con acceso a servicios financieros el porcentaje de población en pobreza por NBI fue menor en 18 puntos porcentuales (pp) aproximadamente llegando en promedio a 61% en el año 2012. En términos de empoderamiento de la mujer, el porcentaje de mujeres reconocidas como jefas de hogar en los municipios con acceso a servicios financieros fue en promedio 25,2%, superior en 2,1pp al promedio en municipios sin acceso a servicios financieros. Respecto a la informalidad, los municipios con acceso tenían en 2012 un porcentaje mayor de informalidad (14,5%), 5,2pp más que en los municipios sin acceso financiero (9,32%).

Gráfico 2: Diferencias observadas a nivel municipal





Estas diferencias en pobreza, empoderamiento de la mujer e informalidad entre los municipios con acceso y sin acceso a servicios financieros, **no** pueden sin embargo atribuirse completamente al microcrédito, debido a que existen otros factores idiosincráticos (demográficos, sociales y económicos) de cada municipio que pueden estar relacionados con las diferencias entre los indicadores de pobreza, empoderamiento de la mujer e informalidad. El objetivo de los métodos cuasi-experimentales como BS-PSM es precisamente intentar aislar el efecto de interés de otros efectos idiosincráticos, mediante la comparación de municipios con acceso financiero contra aquellos municipios sin acceso financiero, similares en términos demográficos, sociales y económicos al municipio con acceso.

Efectos espaciales de las micro-finanzas en Bolivia. Los gráficos 3, 4, 5 y las tablas 1 y 2 muestran los resultados de la estimación del impacto del micro-crédito a nivel municipal en Bolivia, calculados con BS-PSM. Los gráficos 3, 4 y 5 muestran las distribuciones de probabilidad de las diferencias de las variables analizadas para cada percentil del tratamiento, junto con las cadenas MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*) utilizadas para aproximar estas distribuciones. Durante la estimación del modelo BS-PSM, se utilizó un prior de $\pi(\rho) \sim U(0,1)$ para el coeficiente de correlación espacial ρ , reflejando el hecho de que la presencia de una entidad que ofrece servicios financieros en un municipio incrementa las posibilidades de que la población de los municipios aledaños accedan a servicios financieros, i.e. una correlación espacial positiva en el acceso financiero. Para el impacto en cada percentil Q de operaciones de microcrédito, se simularon cadenas de 1100 iteraciones y un *burn-in* de 100 iteraciones fue elegido para descartar la parte no estacionaria de la cadena (es decir, se corrieron 110 mil iteraciones de la muestra MCMC y 10 mil se descartaron). Se encontró auto-correlación en las cadenas

simuladas. Para eliminar esta correlación, se aplicó el método de adelgazamiento de las iteraciones, pero dado que los resultados obtenidos con las cadenas con y sin adelgazamiento no fueron extremadamente diferentes, los estimadores del SATE están basados en las cadenas no adelgazadas; véase Link y Eaton (2012) para una discusión sobre el uso de adelgazamiento. Estadígrafos y pruebas post-estimación se calcularon para evaluar los modelos espaciales, usando el estadístico pseudo- R^2 propuesto por Efron (1978) y la versión Bayesiana de la prueba de balanceo propuesta por Gonzales (2015).

La evidencia más concluyente de impactos regionales se obtuvo para la pobreza y el empoderamiento de la mujer. En el caso de la informalidad, la evidencia es débil e inconclusa:

1. **Pobreza.** Se encontró fuerte evidencia del impacto del micro-crédito en la reducción de la pobreza a nivel municipal. El intervalo de credibilidad al 95% no incluye cero en ninguno de los Q centiles de operaciones de micro-finanzas (Gráfico 3, arriba) y las cadenas MCMC son fuertemente estacionarias para cada centil (Gráfico 3, abajo). La Tabla 1 muestra que, en promedio los municipios con acceso al microcrédito tienden a tener alrededor de 11pp menos de su población viviendo en pobreza por NBI, en comparación con los municipios sin acceso a micro-financiamiento. Esta diferencia de 11pp de pobreza es menor a la de 18pp que resulta de la simple comparación entre municipios con y sin acceso a servicios financieros, lo que muestra que después de controlar por las características socio-económicas, demográficas y espaciales de cada municipio, el impacto del micro-crédito en la reducción de la pobreza es menor, pero es aún favorable.
2. **Empoderamiento de la mujer.** Con un intervalo de credibilidad del 95%, se estimó el impacto del micro-crédito sobre el empoderamiento de la mujer mayor a cero para las diferentes intensidades de provisión de micro-crédito capturadas en los centiles Q , mostrando que el porcentaje de

mujeres que son jefes de hogar es más alto en los municipios con acceso a micro-crédito, incluso después de controlar por la distancia espacial y las características poblacionales de los municipios. Las cadenas MCMC son nuevamente estacionarias en cada percentil Q (Gráfico 4, abajo) y se observa una buena convergencia de las mismas. Notoriamente, el número de hogares con mujeres jefes de hogar en un municipio tiende a aumentar según se incrementan las operaciones de micro-crédito regionales, hasta llegar a un pico en el percentil 60 (3,27pp). Véase el Gráfico 4 (arriba).

- 3. Informalidad.** La evidencia sobre la informalidad sugiere que las actividades informales en los municipios con acceso a micro-finanzas son en promedio más altas solamente en los municipios con niveles bajos y medios de operaciones micro-financieras (debajo del percentil 60), ya que cuando la intensidad de las operaciones micro-financieras se incrementa por encima del percentil 60, los intervalos de credibilidad del SATE comienzan a incluir al cero (Gráfico 5, arriba). Este resultado debe sin embargo ser tomado con cautela, ya que se basa en información de la encuesta de hogares, que no cubre todos los municipios de Bolivia.

Tabla 1: Impacto regional de las micro-finanzas en Bolivia*
(En puntos porcentuales)

	Percentil 25	Percentil 50	Percentil 75
Pobreza	-11,09 (-12,46; -9,81)	-12,35 (-14,25; -10,82)	-11,52 (-16,31; -7,86)
Empoderamiento de la mujer	1,61 (1,27; 1,99)	2,68 (2,17; 3,19)	2,11 (1,28; 3,03)
Informalidad	7,55 (6,54; 8,77)	6,87 (4,13; 7,55)	6,04 (0,29; 9,74)

(*) Estimación puntual.

Entre paréntesis debajo de cada estimador: intervalos de confianza al 95%.

Gráfico 3: Promedio del tratamiento de efectos espaciales - pobreza

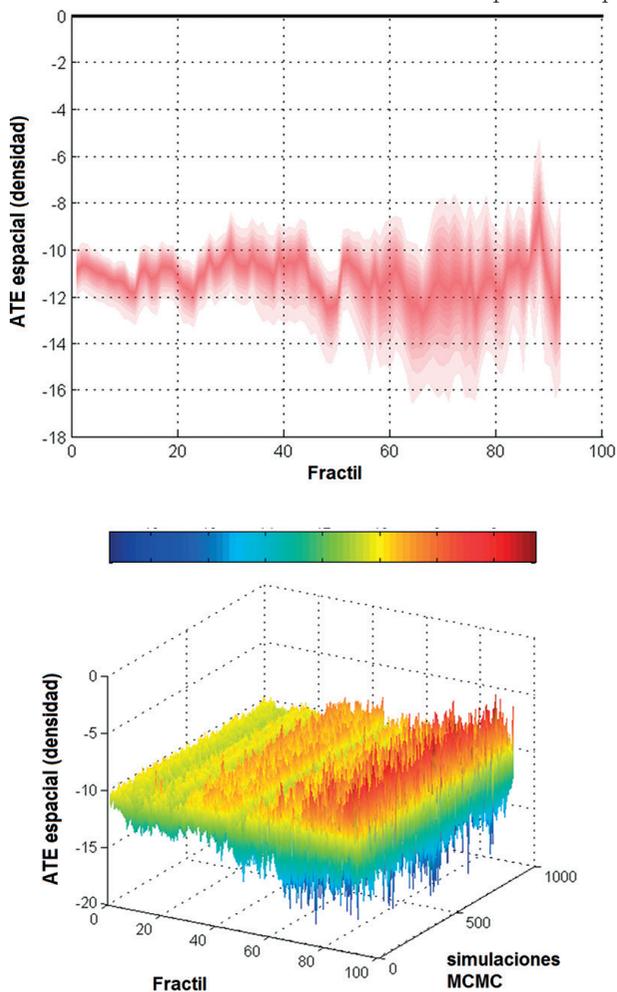


Gráfico 4: Promedio del tratamiento de efectos espaciales - empoderamiento de la mujer

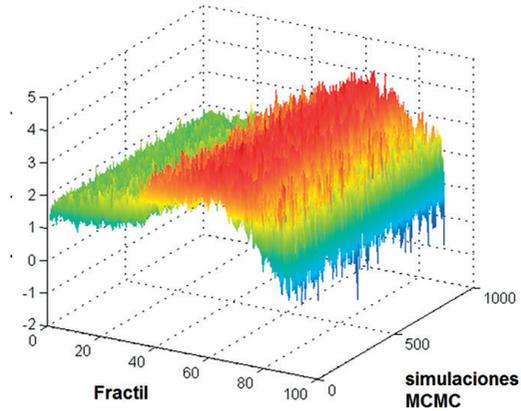
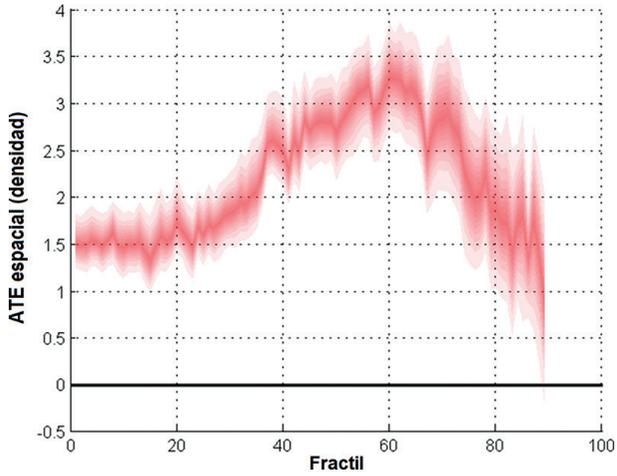
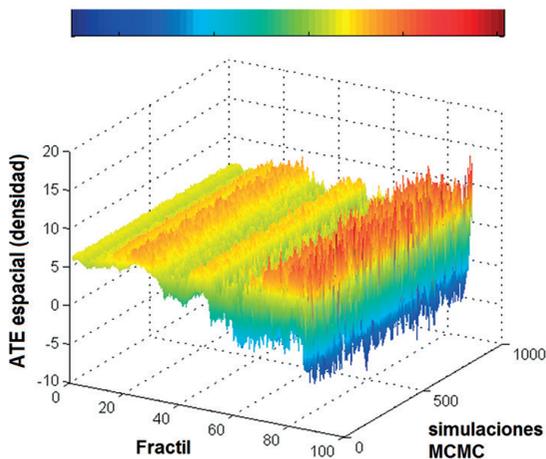
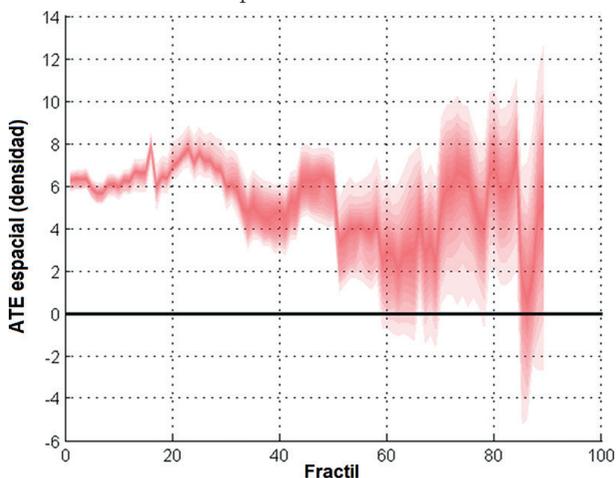


Gráfico 5: Promedio del tratamiento de efectos espaciales - informalidad



Respecto a la validación post-estimación (Tabla 2), el valor del estadígrafo pseudo- R^2 de Efron, cercano a 50%, muestra un ajuste aceptable del modelo probit espacial, la correlación espacial es mayor en los modelos basados en la encuesta de hogares, y la prueba de balanceo señala el no rechazo de la hipótesis nula de balanceo de

las variables de control; sin embargo, la evidencia del cumplimiento del requisito de balanceo es más débil para la informalidad, lo que cuestiona el cálculo del score para esta variable. Los resultados del estadígrafo de convergencia de Geweke (Geweke, 1992) indican una buena convergencia de las cadenas MCMC en el caso de las variables pobreza y empoderamiento de la mujer, pero no en el caso de la informalidad, lo que muestra que es necesario tener cuidado al interpretar los resultados del impacto del micro-crédito sobre la informalidad a nivel municipal en Bolivia.

Tabla 2: Estadígrafos post-estimación

	Pobreza	Empoderamiento de la mujer	Informalidad
Efron's pseudo-R²			
R ²	52,26	52,02	45,56
Correlación espacial*			
ρ	0,155 (0,012; 0,321)	0,159 (0,012; 0,391)	0,462 (0,053; 0,88)
Estimación del modelo Probit Espacial†			
x_0	-33,954	-34,429	-31,815
x_1	0,6644	0,6475	0,3816
x_2	0,3277	0,3307	0,3090
x_3	-0,0200	-0,0190	-0,0310
x_4	-0,0270	-0,0270	-0,0240
x_5	0,0002	0,0001	0,0044
x_6	0,2213	0,2479	-1,0353
x_7	0,0095	0,0099	0,0024
x_8	0,2303	0,2342	0,2501
x_9	0,0279	0,0288	0,0367
Tests de Balanceo‡			
x_1	0,4691	0,4719	0,2424

	Pobreza	Empoderamiento de la mujer	Informalidad
x_2	0,1167	0,1148	0,0300
x_3	0,3434	0,3607	0,2001
x_4	0,0876	0,1010	0,0531
x_5	0,3685	0,3861	0,1183
x_6	0,0438	0,0473	0,0189
x_7	0,0487	0,0550	0,2074
x_8	0,1066	0,1027	0,0278
x_9	0,0671	0,0759	0,0261
Diagnóstico de Convergencia de Geweke*			
	0,4263	0,9512	0,0111

(*) Entre paréntesis debajo de cada estimador puntual: intervalo de credibilidad al 95%

(†) Estimación puntual Bayesiana. El término x_0 es la constante en el modelo espacial.

(‡) P-values bayesianos para la hipótesis nula de balanceo en la variable.

(★) P-values para la hipótesis nula de igualdad de la media en las fracciones de la cadena. Se realizó el test en el percentil 50 de la cadena SATE y en las fracciones 10% y 50% al inicio y final de la cadena, respectivamente.

V. CONCLUSIÓN

Gonzales et al. (2017) desarrollaron un algoritmo espacial cuasi-experimental para la evaluación de impacto a nivel regional. El algoritmo se utilizó para evaluar el impacto del micro-crédito en la pobreza, la informalidad y el empoderamiento de la mujer en los municipios de Bolivia.

Se encontró evidencia de que los municipios con acceso a micro-crédito tienen menor pobreza por Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI), y tienen un mayor número de hogares en los que una mujer es jefe de hogar, variable *proxy* del empoderamiento de la mujer en términos de poder de decisión. Los resultados sobre la reducción

de la pobreza coinciden con los encontrados a nivel de individuos y de hogares por Wright (2000), Morduch y Haley (2002) o Khandker (2005), y los efectos favorables sobre el empoderamiento de la mujer son similares a los de e.g. Rahaman (1986), Pitt y Khandker (1998), Pitt et al. (2006) o Swain y Wallentin (2009). Los resultados también sugieren que un posible costo de la reducción de la pobreza y el fomento al empoderamiento de la mujer puede haber sido un incremento de la informalidad, al menos cuando el micro-financiamiento es incipiente en una región. Ya que actualmente el criterio primordial para acceder a microcréditos en Bolivia es la generación de ingresos y la capacidad de pago —por encima de la evaluación de si la actividad económica del solicitante cuenta con todos los documentos legales para su funcionamiento— el efecto de las micro-finanzas se podría estar añadiendo a los factores estructurales que generan informalidad en el país, i.e. la carga regulatoria, instituciones débiles y la falta de percepción de beneficios para ser formales (Banco Mundial 2009). Sin embargo, la evidencia sobre la relación entre el microcrédito y la informalidad analizada en este estudio es débil y no puede considerarse concluyente, debido a que: (i) la información de la encuesta de hogares no abarca a todos los municipios de Bolivia, y (ii) no se observó un adecuado balanceo de las variables ni una adecuada convergencia de las cadenas MCMC durante la estimación BS-PSM para la variable informalidad.

En términos de recomendaciones de política, los resultados del estudio son relevantes para formular *políticas-basadas-en-evidencia* para la Agenda Patriótica 2025 y la Ley de Servicios Financieros N° 393 de Bolivia. El Plan de Desarrollo de Bolivia, en su Pilar 5, tiene como objetivo un desarrollo integral del sistema financiero, para coadyuvar con la erradicación de la pobreza a través de la otorgación de préstamos y otros servicios. En el caso de la Ley N° 393, ésta va más allá de una regulación prudencial y busca mejorar el acceso a servicios financieros de la población de bajos ingresos, ya que en el marco de esta ley los servicios financieros

deben cumplir una función social en condiciones de igualdad de trato, sin discriminación de edad, género, raza, religión o identidad cultural.

El impacto favorable del micro-crédito sobre la pobreza y el empoderamiento de la mujer encontrado en este estudio sugiere que ampliar el acceso financiero y mejorar la provisión de préstamos a nivel municipal, principalmente en municipios con baja o nula presencia de entidades de financiamiento, puede ayudar a cumplir los objetivos de la Ley N° 393 y la Agenda Patriótica.

Para ser efectivas, estas políticas de mejora en el acceso y en la calidad de servicios financieros a nivel municipal, deben ser acompañadas por una política local sub-nacional basada en la identificación de los mecanismos de transmisión a través de los que actúan las micro-finanzas, específicamente: (i) si los canales de transmisión se dan a través de cambios en la asignación intra-hogar de roles, se debería incentivar políticas que busquen dar mayor poder a las mujeres y provean educación financiera para que éstas administren apropiadamente sus recursos financieros, (ii) si los canales son las empresas de industrias auxiliares, entonces existe la necesidad de fortalecer los recursos humanos y las instituciones que proveen servicios financieros en áreas remotas, y finalmente (iii) si la transmisión se da a partir de los efectos multiplicadores locales de un aumento en el consumo, es posible que no se requiera ninguna política adicional, ya que la simple ampliación del acceso a micro-créditos llevaría a una reducción de la pobreza y un mayor empoderamiento de las mujeres en la región.

REFERENCIAS

- Abadie, A. & Imbens, G. (2008). On the failure of the bootstrap for matching estimators. *Econometrica*, 76(6), 1537–1557.
- Abadie, A. & Imbens, G. (2009). Matching on the estimated propensity score. NBER Working Papers 15301, National Bureau of Economic Research.
- Albert, J. & Chib, S. (1993). Bayesian analysis of binary and polychotomous response data. *Journal of the American Statistical Association*, 88(422), 669–679.
- Alvarez, M. & Levin, I. (2014). Uncertain neighbors: Bayesian propensity score matching for causal inference. Technical report, California Institute of Technology, University of Georgia.
- An, W. (2010). Bayesian propensity score estimators: Incorporating uncertainties in propensity scores into causal inference. *Sociological Methodology*, 40(1), 151–189.
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Volume 4. Springer.
- Anselin, L. & Florax, R. (2011). *New directions in spatial econometrics*. Advances in spatial science. Springer Berlin Heidelberg.
- Arbia, G. (2010). *Spatial econometrics: Statistical foundations and applications to regional convergence*. Advances in spatial science. Springer Berlin Heidelberg.
- Banerjee, A., Karlan, D. & Zinman, J. (2015). Six randomized evaluations of microcredit: Introduction and further steps. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(1), 1–21.
- Bateman, M. (2010). *Why doesn't microfinance work? The destructive rise of local neoliberalism*. Zed Books London-New York.
- Bateman, M. (2013). *The age of microfinance: Destroying Latin American economies from the bottom up*. Working Papers 39. Austrian Foundation for Development Research.
- Bauwens, L., Lubrano, M. & Richard, J. (2000). *Bayesian inference in dynamic econometric models*. Oxford University Press.

- Brett, J. (2006). We sacrifice and eat less: The structural complexities of microfinance participation. *Human Organization*, 65(1), 8–19.
- Caliendo, M. & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31–72.
- Campos, J., Ericsson, N. & Hendry, D. (2005). General to specific modeling: an overview and selected bibliography. *International Finance Discussion Papers 838*, Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.).
- Capello, R. (2009). Spatial spillovers and regional growth: A cognitive approach. *European Planning Studies*, 17(5), 639–658.
- Chagas, A., Toneto, R. & Azzoni, C. (2011). A spatial propensity score matching evaluation of the social impacts of sugarcane growing on municipalities in Brazil. *International Regional Science Review*.
- Chib, S. & Greenberg, E. (2010). Bayesian matching for causal inference. Technical report, Washington University in St. Louis, Yale University.
- Chowdhury, A. & Bhuiya, A. (2004). The wider impacts of BRAC poverty alleviation programme in Bangladesh. *Journal of International Development*, 16(3), 369–386.
- Chowdhury, A., Mushtaque, R., Mosley, P. & Simanowitz, A. (2004). The social impact of microfinance. Introduction. *Journal of International Development*, 16, 291–300.
- Corrado, L. & Fingleton, B. (2012). Where is the economics in spatial econometrics? *Journal of Regional Science*, 52(2), 210–239.
- De Castris, M. & Pellegrini, G. (2015). Neighborhood Effects On The Propensity Score Matching. Working Paper 05/5, CREI Università degli Studi Roma Tre.
- Eclac (2009). Income poverty and unsatisfied basic needs. Project and research documents lc/mex/1.949, Economic Commission for Latin America and the Caribbean (ECLAC).

- Economist Intelligence Unit (2010). Global microscope on the microfinance business environment 2010. Inter-American Development Bank.
- Economist Intelligence Unit (2011). Global microscope on the microfinance business environment 2011. Inter-American Development Bank.
- Elhorst, J. (2014). Linear spatial dependence models for cross section data. In *Spatial Econometrics, Springer Briefs in Regional Science*, pp. 5–36. Springer Berlin Heidelberg.
- Efron, B. (1978). Regression and ANOVA with zero-one data: Measures of residual variation. *Journal of the American Statistical Association*, 73(361), 113–121.
- Efron, B. (2013). Bayes' theorem in the 21st century. *Science* 340.
- Gelman, A. & Hill, J. (2007). *Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models*. New York: Cambridge University Press.
- Gelman, A., Park, D., Ansolabehere, S., Price, P. & Minnite, L. (2001). Models, assumptions and model checking in ecological regressions. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 164(1), 101-118.
- Geweke, J. (2005). *Contemporary Bayesian Econometrics and Statistics*. Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley.
- Geweke, J. (1992). Evaluating the accuracy of sampling-based approaches to the calculation of posterior moments. In *Bayesian Statistics 4*, eds. J. M. Bernardo, J. Berger, A. P. David, and A. F. M. Smith, Oxford, U.K.: Oxford University Press, pp. 169-193.
- Gill, J. (2007). *Bayesian methods: A social and behavioral sciences approach*, 2nd ed. Chapman & Hall/CRC Statistics in the Social and Behavioral Sciences. Taylor & Francis.
- Glennerster, R. & Takavarasha, K. (2013). *Running randomized evaluations: A practical guide*. Princeton University Press.
- Gonzales, R. (2010). On the importance of credit for regional economic development in Bolivia: an analysis with non-parametric inference, spatial econometrics and Bayesian methods. Central Bank of Bolivia Research Award.

- Gonzales, R. (2015). A natural-conjugate Bayesian version of the Smith-Todd balancing test. Technical Report 01/2015, Bayesian Institute for Research on Development.
- Griffith, D. & Paelinck, J. (2011). Non-standard spatial statistics and spatial econometrics. Springer Science & Business Media.
- Hendry, D. & Nielsen, B. (2007). Econometric modeling: a likelihood approach. Princeton University Press.
- Hirano, K. & Imbens, G. (2004). The propensity score with continuous treatments. Applied Bayesian modeling and causal inference from incomplete-data perspectives, 2004, vol. 226164, p. 73-84.
- Hoshino, T. (2008). A Bayesian propensity score adjustment for latent variable modeling and MCMC algorithm. Computational Statistics and Data Analysis, 52(3), 1413-1429.
- Hu, A. (2017). Uncertainty of Statistical Models and Propensity Score Methods. Chinese Journal of Sociology. Vol. 37, N° 1.
- Johnson, S. (2004). The impact of microfinance institutions in local financial markets: a case study from Kenya. Journal of International Development, 16(3), 501-517.
- Khalily, M (2004). Quantitative approach to impact analysis of microfinance programs in Bangladesh: what have we learned? Journal of International Development, 16(3), 331-353.
- Khandker, S. (2005). Microfinance and poverty: Evidence using panel data from Bangladesh. The World Bank Economic Review, 19(2), 263-286.
- Kaplan, D. & Chen, J. (2012). A two-step Bayesian approach for propensity score analysis: Simulations and case study. Psychometrika, 77(3), 581-609.
- Karlan, D. & Goldberg, N. (2007). Impact evaluation for microfinance: Review of methodological issues. World Bank, Poverty Reduction and Economic Management, Thematic Group on Poverty Analysis, Monitoring and Impact Evaluation.

- Lesage, J. (2000). Bayesian estimation of limited dependent variable spatial autoregressive models. *Geographical Analysis*, 32(1), 19-35.
- Lesage, J. & Pace, R. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Boca Raton (USA): Chapman-Hall.
- Li, F., Zaslavsky, A. & Landrum, M. (2013). Propensity score weighting with multilevel data. *Statistics in Medicine*, 32(19), 3373-3387.
- Link, W. & Eaton M. (2012). On thinning of chains in MCMC. *Methods in Ecology and Evolution*, 3(1), 112-115.
- Mccandless, L., Gustafson, P., Austin, P. & Levy, A. (2009). Covariate balance in a Bayesian propensity score analysis of beta blocker therapy in heart failure patients. *Epidemiologic Perspectives and Innovations*, 6(1), 5.
- Mknnelly, B. & Dunford, C. (1999). Impact of credit with education on mothers and their young children's nutrition: Crecer credit with education program in Bolivia. *Freedom from Hunger Research Paper* 5.
- Mcintosh, C. (2008). Estimating treatment effects from spatial policy experiments: An application to Ugandan microfinance. *The Review of Economics and Statistics*, 90(1), 15-28.
- Morduch, J. & Haley, B. (2002). Analysis of the effects of microfinance on poverty reduction. Technical report, NYU Wagner Working Paper
- Mosley, P. (2001). Microfinance and poverty in Bolivia. *Journal of Development Studies*, 37(4), 101-132.
- Mosley, P. (2003). Micro-insurance: scope, design and assessment of wider impacts. *IDS bulletin*, vol. 34, no 4, p. 143-155.
- Mosley, P. & Rock, J. (2004). Microfinance, labour markets and poverty in Africa: a study of six institutions. *Journal of International Development*, 16(3), 467-500.
- Navajas, S., Schreiner, M., Meyer, R., Gonzalez-Vega, C. & Rodriguez-Meza, J. (2000). Microcredit and the poorest of the poor: Theory and evidence from Bolivia. *World Development*, 28(2), 333-346.

- Pitt, M. & Khandker, S. (1998). The impact of group-based credit programs on poor households in Bangladesh: Does the gender of participants matter? *Journal of Political Economy*, 106(5), 958–996.
- Pitt, M., Khandker, S. & Cartwright, J. (2006). Empowering women with micro finance: Evidence from Bangladesh. *Economic Development and Cultural Change*, 54(4), 791–831
- Rahman, R. (1986). Impact of Grameen bank on the situation of poor rural women. *Grameen Bank Evaluation Project Working Paper 1*.
- Roodman, D. & Morduch, J. (2009). The impact of microcredit on the poor in Bangladesh: Revisiting the evidence. *Center for Global Development Working Paper (174)*.
- Rosenbaum, P. & Rubin, D. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41–55.
- Shalloway, D. (2014). The evidentiary credible region. *Bayesian Analysis*, 9(4), 909–922.
- Smith, T. & Lesage, J. (2004). A Bayesian probit model with spatial dependencies. *Advances in Econometrics*, 18, 127–160.
- Smith, J. & Todd, P. (2005). Rejoinder. *Journal of Econometrics*, 125(1-2), 365–375.
- Swain, R. & Wallentin, F. (2009). Does microfinance empower women? Evidence from self-help groups in India. *International Review of Applied Economics*, 23(5), 541–556.
- Van De Schoot, R., Broere, J., Perryck, K., Zondervan-Zwijenburg, M. & Van Loey, N. (2015). Analysing small data sets using Bayesian estimation: the case of posttraumatic stress symptoms following mechanical ventilation in burn survivors. *European Journal of Psychotraumatology*, Vol. 6.
- Velasco, C. & Marconi, R. (2004). Group dynamics, gender and microfinance in Bolivia. *Journal of International Development*, 16(3), 519–528.
- Warren, S., Fey, M. & Yoder, P. (2007). Differential treatment intensity research: A missing link to creating optimally effective communication interventions. *Mental Retardation*

- and Developmental Disabilities Research Reviews, 13(1), 70–77
- Weiss, J. & Montgomery, H. (2005). Great expectations: microfinance and poverty reduction in Asia and Latin America. *Oxford Development Studies*, 33(3-4), 391-416.
- World Bank (2009). Increasing formality and productivity of Bolivian firms. *Country Studies*. World Bank.
- Wright, G. (2000). *Microfinance systems: Designing quality financial services for the poor*. Zed books London.
- Wright, K. & Copestake, J. (2004). Impact assessment of microfinance using qualitative data: communicating between social scientists and practitioners using the quip. *Journal of International Development*, 16(3), 355–367.
- Yogendrarajah, R. (2013, December). Women Empowerment through Decision Making. *The International Journal of Economics and Business Management*, 3(1).
- Zigler, C. (2016). The Central Role of Bayes' Theorem for Joint Estimation of Causal Effects and Propensity Scores. *The American Statistician*, 70(1), 47–54.
- Zigler, C. & Dominici, F. (2014). Uncertainty in propensity score estimation: Bayesian methods for variable selection and model-averaged causal effects. *Journal of the American Statistical Association*, 109(505), 95–107.
- Zohir, S. & Matin, I. (2004). Wider impacts of microfinance institutions: issues and concepts. *Journal of International Development*, vol. 16, no 3, p. 301-33.

ANEXO 1 PRUEBA DE FALSIFICACIÓN DEL ALGORITMO BS-PSM

Se realizó una prueba de falsificación del algoritmo BS-PSM con la finalidad de evaluar si el algoritmo detecta falsamente impactos regionales. La hipótesis de falsificación establece que existe una relación causal entre el micro-crédito y el porcentaje de personas con sordera en un municipio, afirmación que es muy poco probable que sea cierta y por tanto debería ser rechazada por el algoritmo.

El Gráfico A.1 muestra las diferencias observadas de personas con sordera en los municipios con y sin acceso a las micro-finanzas, sin controlar por variables idiosincráticas; los datos censales indican que existe un mayor porcentaje de personas con sordera en municipios sin acceso a micro-finanzas (75%) en comparación de los municipios con acceso a micro-finanzas (65%).

El Gráfico A.2 muestra los resultados de la estimación Bayesiana, basados en el algoritmo BS-PSM. Con un nivel de credibilidad del 95%, el estimador BS-PSM es cercano a cero, lo que no proporciona ninguna evidencia a favor de la hipótesis de falsificación planteada inicialmente. La falta de confirmación del improbable vínculo entre las micro-finanzas y las personas con sordera, apoya la validez del algoritmo BS-PSM y da más fuerza a las conclusiones sobre las asociaciones de interés en el estudio.

Gráfico A.1: Diferencias observadas entre personas con sordera y municipios con y sin acceso a micro-finanzas

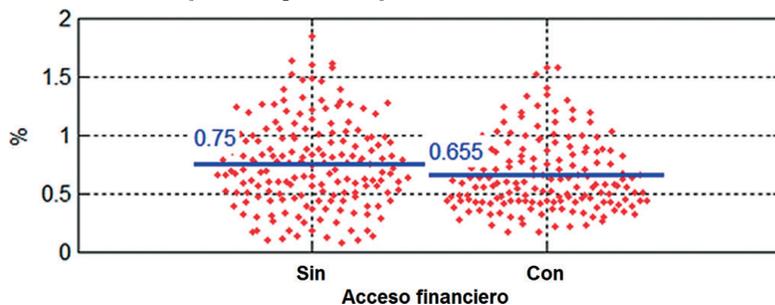
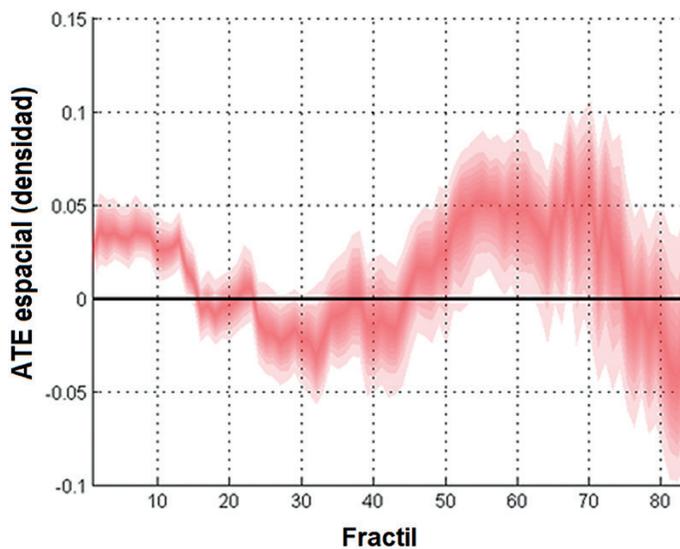


Gráfico A.2: Promedio de las diferencias de municipios con y sin acceso y las micro-finanzas, estimadas con BS-PSM

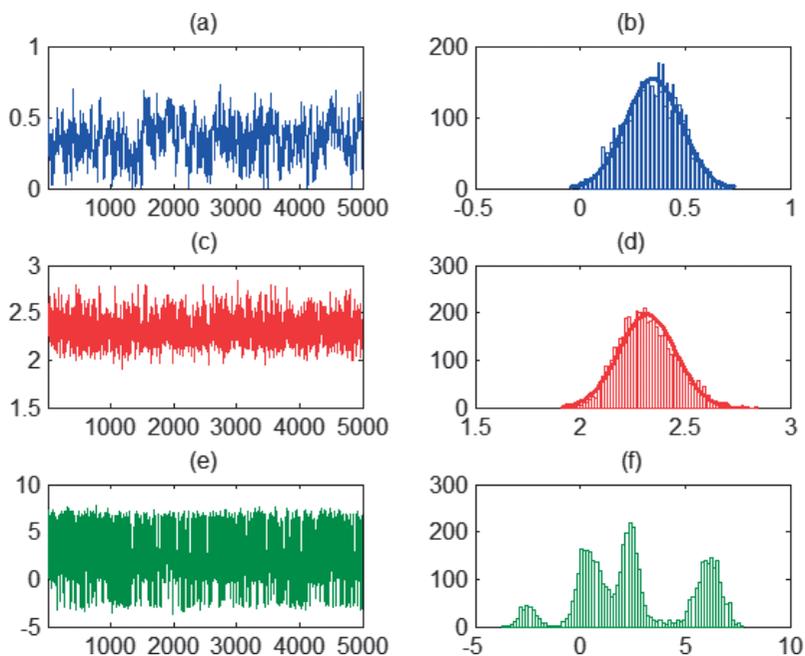


ANEXO 2 ANÁLISIS DE ROBUSTEZ DE LOS RESULTADOS ANTE CAMBIOS DE LA TÉCNICA DE *MATCHING* Y LA EXCLUSIÓN DE EFECTOS ESPACIALES

La robustez de los resultados ante la exclusión de la información espacial se evaluó cambiando el hiper-parámetro del coeficiente de correlación espacial de la función probit a $\rho \sim \mathcal{U}(-1;0,1)$ para que no incluya correlación espacial (en el estudio, se asumió $\rho \sim \mathcal{U}(0,1)$, i.e. correlación espacial positiva *a priori*). Por otra parte, la robustez de los resultados ante cambios en la técnica de *matching* se evaluó empleando vecinos cercanos (*nearest neighbor matching*) en lugar de la técnica de *matching* espacial con pinza.

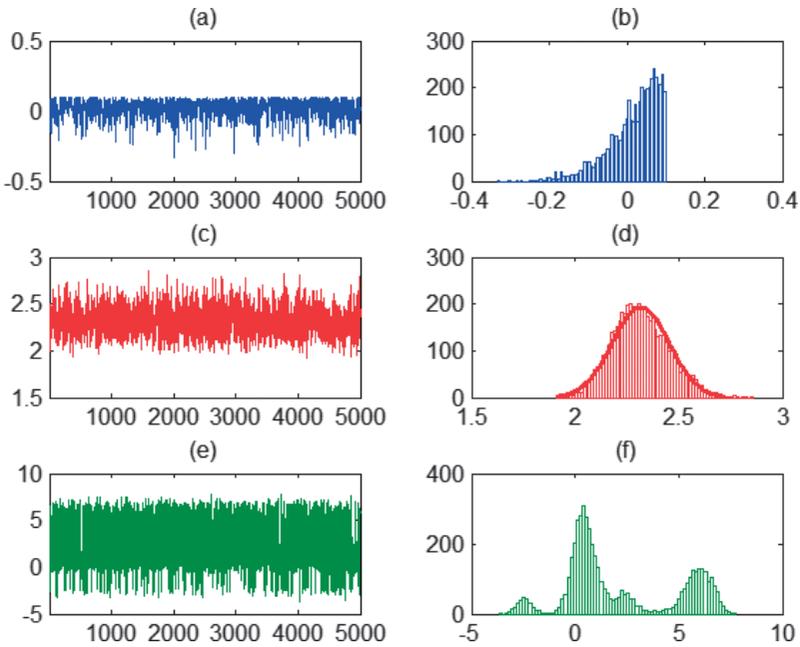
Como resultado del nuevo prior de ρ , la estimación posterior de ρ incluye cero con un 95% de probabilidad (gráficos A.4b, A.6b y A.8b), es decir que no existe correlación espacial en el modelo probit empleado para estimar los scores de *matcheo*. Las estimaciones de SATE basadas en este supuesto de no correlación espacial no se ven afectadas por esta hipótesis, ya que los resultados con y sin información espacial son casi los mismos, como se observa en los gráficos A.3d, A.4d, A.5d, A.6.d, A.7d y A.8.d. En contraste, la estimación basada en *nearest neighbor matching* no espacial produce una estimación multimodal del ATE regional. Este último resultado sugiere que la estimación SATE es robusta a la inclusión/exclusión de efectos espaciales durante el *matching*, pero no a la estimación de las probabilidades de *matcheo* en el modelo de elección discreta. Véase el gráfico A.3d en comparación con A.3f, A.4d contra A.4f, A5d contra A.5f, A.6d contra A.6f, A.7d contra A.7f y A.8d contra A.8f.

Gráfico A.3: Estimación SATE para el empoderamiento de las mujeres con información espacial



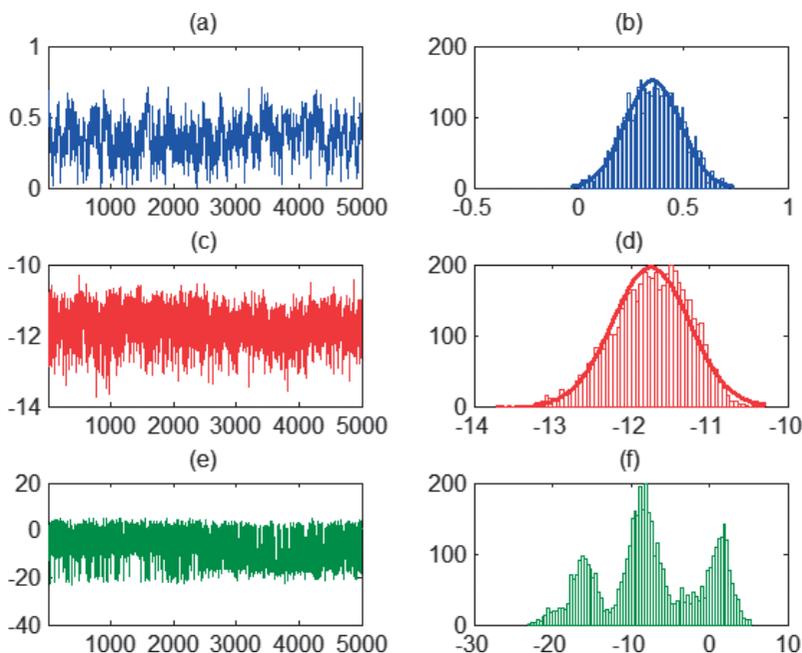
- a) Estimación MCMC de $\hat{\rho}$ con un prior.
- b) Histograma de $\rho \sim \mathcal{U}(0,1)$.
- c) Estimación MCMC de SATE con *matching* espacial.
- d) Histograma SATE con *matching* espacial.
- e) Estimación MCMC de SATE sin *matching* espacial.
- f) Histograma SATE sin *matching* espacial.

Gráfico A.4: Estimación SATE para el empoderamiento de mujeres sin información espacial



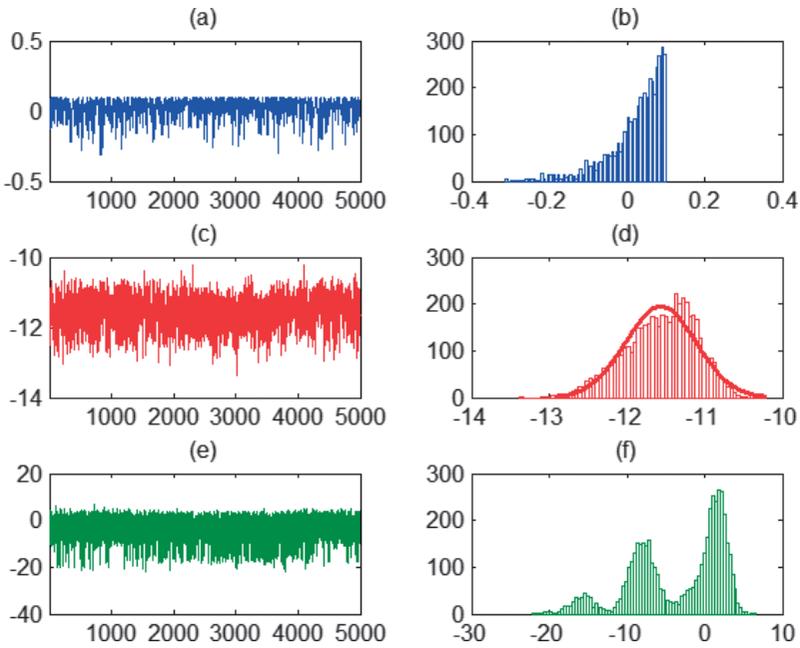
- a) Estimación MCMC de $\hat{\rho}$ con un prior $\rho \sim \mathcal{U}(-1;0,1)$.
- b) Histograma of $\hat{\rho}$.
- c) Estimación MCMC de SATE con *matching* espacial.
- d) Histograma SATE con *matching* espacial.
- e) Estimación MCMC de SATE sin *matching* espacial.
- f) Histograma SATE sin *matching* espacial.

Gráfico A.5: Estimación SATE para la pobreza con información espacial



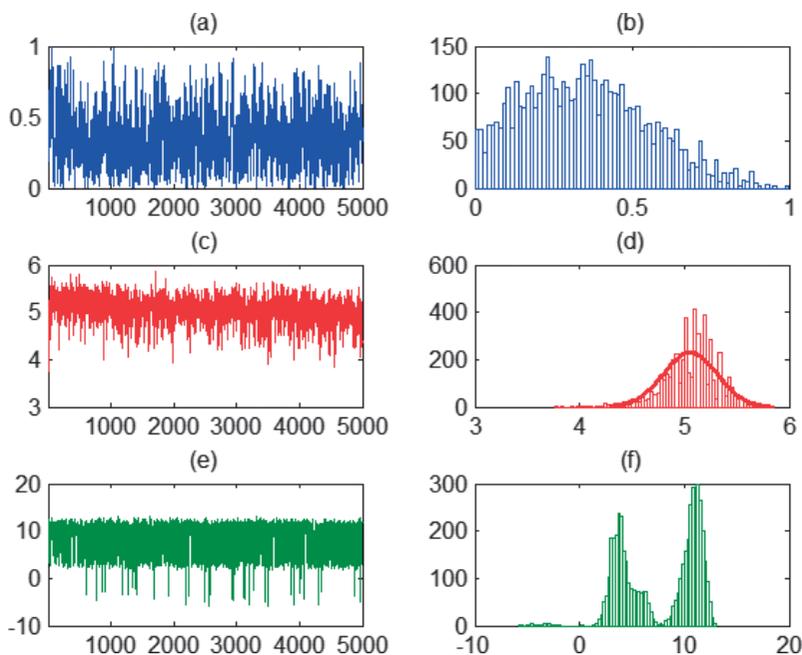
- a) Estimación MCMC de $\hat{\rho}$ con un prior $\rho \sim \mathcal{U}(0,1)$.
- b) Histograma of $\hat{\rho}$.
- c) Estimación MCMC de SATE con *matching* espacial.
- d) Histograma SATE con *matching* espacial.
- e) Estimación MCMC de SATE sin *matching* espacial.
- f) Histograma SATE sin *matching* espacial.

Gráfico A.6: Estimación SATE para la pobreza sin información espacial



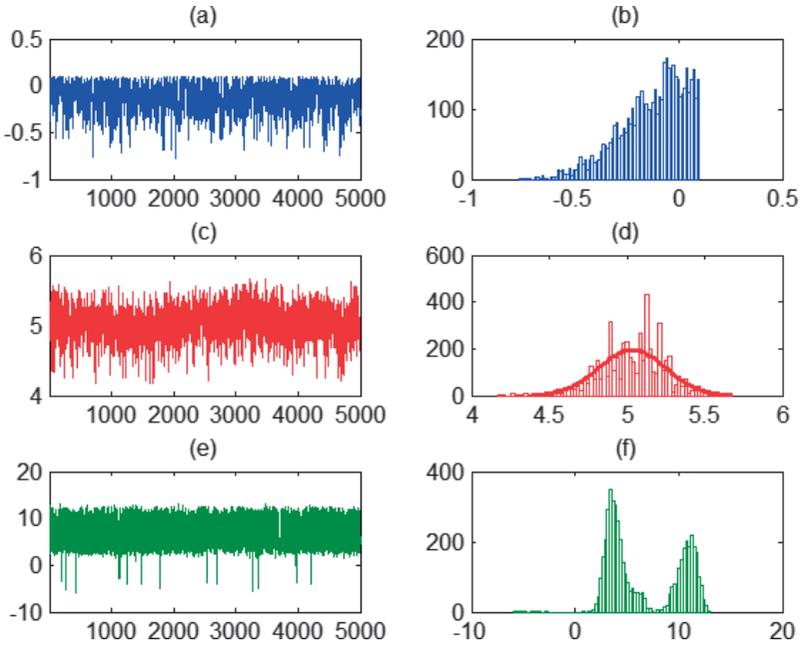
- a) Estimación MCMC de $\hat{\rho}$ con un prior $\rho \sim \mathcal{U}(-1; 0, 1)$.
- b) Histograma de $\hat{\rho}$.
- c) Estimación MCMC de SATE con *matching* espacial.
- d) Histograma SATE con *matching* espacial.
- e) Estimación MCMC de SATE sin *matching* espacial.
- f) Histograma SATE sin *matching* espacial.

Gráfico A.7: Estimación de SATE para la informalidad con información espacial



- a) Estimación MCMC de $\hat{\rho}$ con un prior $\rho \sim \mathcal{U}(0,1)$.
- b) Histograma de $\hat{\rho}$.
- c) Estimación MCMC de SATE con *matching* espacial.
- d) Histograma SATE con *matching* espacial.
- e) Estimación MCMC de SATE sin *matching* espacial.
- f) Histograma SATE sin *matching* espacial.

Gráfico A.8: Estimación de SATE para la informalidad sin información espacial



- a) Estimación MCMC de $\hat{\rho}$ con un prior $\rho \sim \mathcal{U}(-1;0,1)$.
- b) Histograma de $\hat{\rho}$.
- c) Estimación MCMC de SATE con *matching* espacial.
- d) Histograma de SATE con *matching* espacial.
- e) Estimación MCMC de SATE sin *matching* espacial.
- f) Histograma de SATE sin *matching* espacial.

