



FACULTAD
DE CIENCIAS
ECONÓMICAS



Universidad
Nacional
de Córdoba

REPOSITORIO DIGITAL UNIVERSITARIO (RDU-UNC)

Construcción de un índice espacial de bancarización. Un estudio para Córdoba, Entre Ríos y Santa Fe

Fernando García

Ponencia presentada en IV Jornadas Argentinas de Econometría realizado en 2018 en la Facultad de Ciencias Económicas - Universidad de Buenos Aires. Buenos Aires, Argentina



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

CONSTRUCCIÓN DE UN ÍNDICE ESPACIAL DE BANCARIZACIÓN. UN ESTUDIO PARA CÓRDOBA, ENTRE RÍOS Y SANTA FE

FERNANDO GARCÍA¹

¹Universidad Nacional de Córdoba, Facultad de Ciencias Económicas
fgarcia.unc@gmail.com

Fernando García: Doctor en Ciencias Económicas – UNC. Prof. Adjunto Estadística I y II, Profesor de la Maestría en Estadística Aplicada. Facultad de Ciencias Económicas – Universidad Nacional de Córdoba. Profesor de la Maestría en Ingeniería de Calidad. Universidad Tecnológica Nacional. Facultad Regional Córdoba. Categoría III en el Programa de Incentivos

RESUMEN

La bancarización resulta importante en tanto constituye un motor para el desarrollo económico y social de un país o región al favorecer la disponibilidad de servicios financieros para la población y las empresas y del nivel de acceso y utilización de tales servicios por parte de los distintos agentes económicos. En este sentido, una medición adecuada del proceso de bancarización a través de un Índice de Bancarización (IB) resulta clave en tanto facilita la comprensión de la bancarización y contribuye a que exista un reconocimiento respecto a su trascendencia como elemento que puede apoyar al crecimiento y desarrollo económico.

Este trabajo propone la construcción de un IB para la región Centro utilizando metodologías estadísticas que incorporan la dimensión espacial de los datos. El índice considera aspectos referentes a las diferentes dimensiones de análisis: Magnitudes Agregadas, Disponibilidad y Cobertura Geográfica y Utilización y Acceso, utilizando los indicadores parciales propuestos por el Grupo de Monitoreo Macroeconómico (GMM) (2011), los que se construyen a partir de información proporcionada por el Banco Central de la República Argentina (BCRA) y el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC) para el año 2010.

Como los datos están georreferenciados, es decir asociados con una localización, el Análisis de Componentes Principales (PCA, son sus siglas en inglés) puede verse afectado por los patrones espaciales subyacentes en los datos. En tal sentido, resulta adecuado aplicar PCA Geográficamente Ponderadas (GWPCA, son sus siglas en inglés) que permite incorporar la heterogeneidad espacial de los datos, es decir considerar situaciones donde los datos espaciales no son bien descriptos por un modelo global (Lloyd, C. 2010; Harris, P., Brunson, C. & Charlton, M., 2011). Los resultados muestran que las Componentes Principales (CPs) seleccionadas permitirían una mejor visualización de la heterogeneidad espacial y corroborar que GWPCA constituye un aporte metodológico significativo en relación a PCA. De esta manera, se recomienda avanzar en la construcción del IB a partir de las CPs obtenidas a través de esta metodología.

Un índice de este tipo es importante en tanto permite la medición de manera global y sintética al incorporar la dimensión espacial de los datos. Así, facilita una visión general de la bancarización en la región Centro en su conjunto y en cada una de las provincias que la componen. Se destaca la provincia de Santa Fe, exhibiendo un mayor nivel de bancarización. Sigue en importancia la provincia de Córdoba, pero con un comportamiento más heterogéneo que contrasta con el de la provincia de Entre Ríos, que aunque presenta un nivel de bancarización menor exhibe un comportamiento más homogéneo.

Pese a las limitaciones del índice, vinculadas fundamentalmente a la imposibilidad de contar con datos de indicadores parciales que midan en forma más adecuada las dimensiones Magnitudes Agregadas y Acceso y Utilización, este indicador debería ser considerado como una aproximación a la medición de la bancarización regional y, acaso, como un trabajo en proceso.

Palabras clave: Bancarización, Componentes Principales Geográficamente Ponderadas, Índice.

I. INTRODUCCIÓN

La bancarización resulta importante en tanto constituye un motor para el desarrollo económico y social de un país o región al favorecer la disponibilidad de servicios financieros para la población y las empresas y del nivel de acceso y utilización de tales servicios por parte de los distintos agentes económicos (Grupo de Monitoreo Macroeconómico (GMM), 2011). En consecuencia, una adecuada medición del nivel y grado de disponibilidad y utilización de los servicios bancarios resulta indispensable, pues permite conocer la situación real de cada economía y facilita el diseño de medidas de política apropiadas que promuevan una mejor bancarización.

No por casualidad, la bancarización –o, en otros términos, la inclusión financiera– se han convertido, en los últimos años, en objetivos importantes en todos los países y en particular en la Argentina. En este sentido, se puede mencionar, como una de las iniciativas más recientes del Banco Central de la República Argentina (BCRA), la puesta en marcha del Plan Nacional de Bancarización Inclusiva 2015-2019, el cual contempla un conjunto de acciones y medidas tendientes a garantizar una mayor inclusión financiera en el país. En clara consonancia con este cometido, una medición adecuada de la evolución del proceso de bancarización a través de un Índice de Bancarización (IB) resulta clave en tanto facilita la comprensión de la bancarización y contribuye a que exista un reconocimiento respecto a su trascendencia como elemento que puede apoyar al crecimiento y desarrollo económico.

Más allá de las características propias que le caben a la Argentina en lo que a bancarización se refiere, despierta particular interés el caso de las provincias de Córdoba, Entre Ríos y Santa Fe, las que integran la denominada Región Centro.¹ Situada en el centro de la Argentina, la Región Centro posee una ubicación estratégica inmejorable para la conexión interna regional, nacional y de integración con los países del Mercado Común del Sur (MERCOSUR). Su economía es diversificada, con una producción de bienes primarios e industriales y de servicios de gran variedad, la cual tiene una importancia clave para el desarrollo socio-económico del país. La región genera algo más del 20% del Producto Bruto Geográfico (PBG) argentino, ubicándose en segundo lugar luego de la región de Buenos Aires que concentra 55,5% del PBG. Desde el punto de vista de los servicios financieros, es de destacar que la región es la segunda en importancia, casi en un correlato directo con la participación en el PBG, en relación a la presencia de infraestructura bancaria. En efecto, información provista por el BCRA a diciembre 2017 da cuenta que el número de sucursales bancarias y cajeros automáticos para la región comprende 23,4% y 21,8% del total de sucursales y cajeros automáticos existentes en el país respectivamente; aunque esta misma información permite inferir que la distribución y propiedad de tanto de sucursales como cajeros dista de ser uniforme.

Bajo los preceptos anteriores, este trabajo plantea la construcción de un IB para la Región Centro de la Argentina para el año 2010, usando información georreferenciada a nivel departamental y aplicando la metodología Análisis de Componentes Principales Geográficamente Ponderadas (GWPCA, son sus siglas en inglés), una extensión del Análisis de Componentes Principales (PCA, son sus siglas en inglés) a datos espaciales.

El resto del trabajo se organiza como sigue. En la sección II se revisan las principales contribuciones en torno a la bancarización y a las aproximaciones empíricas que tratan de medirla. En la sección III se presenta la metodología estadística propuesta para la construcción del IB. En la sección IV se presenta el IB construido a nivel departamental. Finalmente, en la sección V se ensayan algunos comentarios finales.

¹ La Región Centro se constituye a partir de la suscripción de tres acuerdos: el Tratado de Integración Regional (1998), el Acta de Integración de Entre Ríos (1999) y el Protocolo de Córdoba (2004), firmados todos en el marco de las facultades otorgadas a las provincias por la Constitución Nacional (Art. 124).

II. MARCO CONCEPTUAL

Se considera a la bancarización como “el nivel de disponibilidad, acceso y utilización de la población de un país o una región económica de los servicios ofrecidos por los bancos y/u otras entidades que forman parte del sistema financiero” (GMM, op. cit.; Claessens, 2005). En coincidencia con lo anterior, el BCRA (2015) define la bancarización como el “uso masivo del sistema financiero formal por parte de los individuos para realizar transacciones financieras o económicas. Así, el concepto se relaciona con el acceso, la utilización, la calidad de los servicios financieros y el beneficio que ello genera a la población”. En términos más generales, Morales y Yáñez (2006) conciben la bancarización como el establecimiento de relaciones estables y amplias entre las instituciones financieras y sus usuarios respecto de un conjunto de servicios financieros disponibles.

Mayores niveles de bancarización promueven una mayor inclusión financiera. En un sentido amplio, la inclusión financiera puede definirse como el proceso que garantiza la accesibilidad, disponibilidad y uso del sistema financiero formal para todos los miembros de una economía (Chakravarty y Pal, 2013; Sarma, 2008). En esta dirección y en consonancia con los lineamientos del Banco Mundial, el BCRA entiende a la inclusión financiera como el acceso y el uso de una oferta amplia de servicios financieros, provistos de una manera sostenible y responsable. En este trabajo se utilizará el término bancarización como análogo al de inclusión financiera.

Existe una amplia literatura empírica que analiza la bancarización. Entre los trabajos pioneros, pueden mencionarse a Jacobs (1965) y Lanzilotti y Saving (1969), cuyas investigaciones se han focalizado en los efectos de la desregulación en los Estados Unidos sobre la accesibilidad a los servicios bancarios. En esta misma línea se inscriben los trabajos de Savage y Humphrey (1979), Seaver y Fraser (1979, 1983) y Evanoff (1988), quienes aunque utilizando las mismas metodologías, sugieren algunos cambios tanto en la definición de la variable utilizada para medir la accesibilidad a los servicios bancarios como en la unidad geográfica de análisis.

En términos generales, sin embargo, la literatura ha abordado el fenómeno de la bancarización a través de estudios que buscan analizar los determinantes de la misma. En el caso de América Latina, en particular cabe mencionar los estudios para Brasil (Kumar, 2005), Colombia (Medina y Nuñez, 2006) y México (Castellanos *et al.*, 2009).

En el caso argentino, a pesar de la importancia del fenómeno y de su impacto sobre la economía, la literatura es aun relativamente novel. Al respecto, corresponde mencionar el trabajo de Anastasi *et al.* (2010), quienes manifiestan que, en ausencia de datos específicos sobre bancarización provenientes de encuestas que permitan cuantificar el nivel de acceso y utilización real de los servicios bancarios, la disponibilidad de agencias bancarias (sucursales y cajeros automáticos) y el nivel de depósitos y préstamos, como indicadores alternativos, constituyen una aproximación razonable.

Sin embargo, si bien es vasta la literatura empírica que estudia la bancarización, la construcción de un índice de bancarización no ha recibido demasiada atención en la literatura, siendo prácticamente nulos los trabajos para la Argentina (García, 2018). Pese a esta situación, existen antecedentes interesantes respecto a índices de este tipo.

Cámara y Tuesta (2014) plantean que la medición multidimensional de la inclusión financiera resulta importante por varias razones. Una medida que agrega varios indicadores en un solo índice ayuda a resumir la naturaleza compleja de la inclusión financiera. Por otro lado, monitorear diferentes indicadores individualmente, aunque útil, no ofrece una comprensión integral del fenómeno. Adicionalmente, una medida de este tipo permite estudiar la relación entre la inclusión financiera y otras variables macroeconómicas de interés. Asimismo, la disponibilidad de información de cada dimensión ayuda a comprender mejor el fenómeno de interés. Finalmente, una medida de este tipo resulta una herramienta útil para la formulación y evaluación de políticas.

Existen dos enfoques comúnmente utilizados para la construcción de índices compuestos. Un primer enfoque asigna los pesos relativos de cada indicador sobre el índice global en forma exógena. El segundo enfoque en cambio, sostiene que tales ponderadores deben determinarse endógenamente a partir de la estructura de covariación de los indicadores considerados.

Dentro del primer enfoque se pueden mencionar los trabajos de Sarma (2008, 2012), Arora (2010), Gupte *et al.* (2012), Chakravarty y Pal (2013), Hasan e Islam (2016) y Sethy (2016) entre otros.

Sarma (2008) sugiere un índice de inclusión financiera utilizando el enfoque multidimensional adoptado para el cálculo del Índice de Desarrollo Humano (IDH) del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) pero basado en una medida de distancia respecto de la situación ideal. El índice propuesto considera un indicador simple en cada una de las tres dimensiones básicas: penetración (o accesibilidad), disponibilidad y uso. En la misma dirección, Arora (2010) utiliza esta metodología pero incorporando indicadores múltiples en las dimensiones de análisis: alcance (penetración y accesibilidad), facilidad de las transacciones y costo de las transacciones; y propone diferentes ponderadores para tales dimensiones.

Gupte *et al.* (2012) construyen un índice de inclusión financiera para la India utilizando el enfoque adoptado para el cálculo del IDH del PNUD pero aplicando la media geométrica para el cómputo del índice global, el que considera cuatro dimensiones básicas: alcance (penetración y accesibilidad), uso, facilidad de las transacciones y costo de las transacciones. Para el mismo país, Chakravarty y Pal (2013) diseñan un índice aplicando una aproximación axiomática que mejora la medida propuesta por Sarma (2008) en tanto permite determinar la contribución relativa de cada una de las dimensiones consideradas.

En un trabajo posterior, Sarma (2012) introduce una mejora en el índice propuesto originalmente considerando en su cálculo no sólo la distancia respecto del ideal sino también de la situación peor. En la misma dirección, Hasan e Islam (2016) proponen un índice de inclusión financiera para Bangladesh siguiendo la metodología propuesta por Sarma (2012). Utilizando idéntica metodología, Sethy (2016) elabora un índice de inclusión financiera para la India y considera indicadores tanto de demanda como de oferta del sistema financiero.

En el segundo enfoque se inscriben los trabajos de Zulaica Piñeyro (2013), Amidzic *et al.* (2014), Cámara y Tuesta (2014) y Mishra *et al.* (2014) entre otros.

Zulaica Piñeyro (2013) construye un índice de inclusión financiera para México considerando las dimensiones acceso y uso de servicios financieros, educación financiera, protección al consumidor y desarrollo social a través del PCA.

Amidzic *et al.* (2014) proponen un índice compuesto que utiliza el Análisis Factorial para identificar las dimensiones de la inclusión financiera y determinar los pesos relativos de cada una sobre el índice global. Cámara y Tuesta (2014) en cambio, empleando PCA en dos etapas (consideran que es más adecuado que el Análisis Factorial), proponen una medida integral de inclusión financiera incorporando como dimensiones de análisis el uso, las barreras y el acceso.

Finalmente, Mishra *et al.* (2014) construyen un índice de inclusión financiera para la India utilizando PCA y proponen distintos métodos para asignar los pesos relativos de cada dimensión de análisis sobre el índice global.

El antecedente más importante para Latinoamérica como sugerencia hacia un avance en este sentido lo constituye el documento del GMM (2011), el cual propone un indicador compuesto de bancarización para los países miembros del MERCOSUR. Este trabajo presenta dos metodologías para

la construcción del indicador: PCA y *Doing Business* Adaptada.² Aunque interesante, en tanto ambas propuestas posibilitan una medición del fenómeno de manera global y sintética, dichos indicadores podrían verse afectados por los patrones espaciales subyacentes en los datos que resultan ignorados por ambas. Es decir, las dos metodologías no consideran la dimensión espacial del fenómeno.

Para la Argentina, García (2017) propone la construcción de un índice de bancarización para la región Centro incorporando la dimensión espacial de los datos. Aplica la metodología MULTISPATI propuesta por Dray *et al.* (2011) siguiendo la práctica común de considerar sólo las primeras CPs, en tanto permiten explicar la mayor parte de la variabilidad de los datos.³ En un trabajo posterior, García (2018), utilizando idéntica metodología, sigue la sugerencia de Cámara y Tuesta (2014) de incorporar en el cálculo del indicador todas las CPs ya que el objetivo final no es reducir la dimensionalidad de los datos sino mejorar la precisión en la medición.

Bajo los preceptos anteriores, este trabajo propone un IB que introduce en su cálculo la restricción dada por los datos georreferenciados pero, a diferencia de los trabajos anteriores, permite incorporar la heterogeneidad espacial de los datos, es decir considerar situaciones donde los datos espaciales no son bien descritos por un modelo global (Lloyd, C. 2010; Harris, P., Brunson, C. & Charlton, M., 2011). En este sentido, la aplicación de GWPCA constituye un aporte metodológico significativo en la construcción del IB.

III. METODOLOGÍA

Para la construcción del IB, se considera como punto de partida el PCA.⁴ “La utilización de esta metodología se ha extendido especialmente en los casos en que no existe un consenso entre los expertos sobre la importancia relativa de las variables, puesto que de forma interna proporciona un mayor peso a las variables más altamente correlacionadas con el conjunto de variables restantes en el sistema” (Domínguez *et al.*, 2011, p. 47). La elección del PCA fue motivada, adicionalmente, por la posibilidad de incorporar información espacial en la construcción de dicho índice constituyendo de esta manera, una propuesta original para la medición del nivel de bancarización.

Cuando los datos están georreferenciados, es decir asociados con una localización geográfica, es importante remarcar que la estructura de co-variación reflejada por un análisis multivariado clásico (PCA en este trabajo) puede verse afectada por los patrones espaciales subyacentes en los datos. La incorporación de la información geográfica puede realizarse a posteriori del PCA mediante la asignación de los valores de las componentes a cada uno de los sitios georreferenciados o ajustando semivariogramas (Schabenberger y Pierce, 2002). La presencia de autocorrelación espacial en las Componentes Principales (CPs), también se puede detectar utilizando el estadístico I de Moran (Moran, 1950) o el C de Geary (Geary, 1954).

Dray *et al.* (2011), proponen un método de análisis multivariado que incorpora la información espacial previo al análisis multivariado, conocido como MULTISPATI. Constituye una extensión del PCA a datos espaciales, es decir se basa en el PCA pero incorpora la restricción dada por los datos

² Los indicadores de *Doing Business* son construidos a partir de la creación de escenarios estandarizados de acuerdo a supuestos específicos. Estos escenarios estandarizados son utilizados como *benchmarks* para medir cada uno de los indicadores considerados y contrastarlos con las condiciones reales de cada una de las economías analizadas en el estudio. Para mayores detalles sobre esta metodología, se puede consultar Djankov *et al.* (2005).

³ En García (2017) se consideraron dos CPs, siguiendo la regla de conservar aquellas con valor propio mayor a la unidad, debido a que se trabajó con la matriz de correlación. Esta regla coincide con el criterio de recoger unas pocas componentes que permitan explicar la mayor parte de la variabilidad de los datos (Peña *op. cit.*).

⁴ El PCA es una técnica estadística multivariada que permite identificar las variables que explican la mayor parte de la variabilidad total contenida en los datos, explorar las correlaciones entre variables y reducir la dimensión del análisis con la menor pérdida de información posible, al combinar todas las variables en nuevos índices (variables sintéticas). Cada una de estas nuevas variables constituye una componente principal (Peña, 2002). Estas componentes son combinaciones lineales ortogonales (independientes) de las variables originales y se espera que solo unas pocas (las primeras) recojan la mayor parte de la variabilidad de los datos, obteniéndose una reducción de la dimensión en los mismos.

espaciales mediante el cálculo del índice de Moran para medir la autocorrelación espacial entre las observaciones, para lo cual es necesario definir una matriz de pesos espaciales denominada W .⁵ MULTISPATI maximiza el producto entre la varianza y la autocorrelación espacial de las CPs, mientras que PCA maximiza sólo la varianza.

Sin embargo, esta metodología no toma en cuenta la presencia de heterogeneidad espacial, la cual refiere a la naturaleza no estacionaria de los procesos geográficos. Esto significa que los procesos varían localmente y no es necesariamente el mismo en cada localización del espacio geográfico (Demsar *et al.*, 2013). En este contexto, los métodos más utilizados son los modelos geográficamente ponderados (GW, son sus siglas en inglés) desarrollados por Fotheringham *et al.* (2002).

En particular, Harris *et al.* (2011) implementó el GWPCA, una extensión de PCA para considerar la autocorrelación y la heterogeneidad espacial en la estructura de los datos, es decir contemplar situaciones donde los datos espaciales no son bien descriptos por un modelo global (Lloyd, C. 2010; Harris, P., Brunson, C. & Charlton, M., 2011).

GWPCA supone que la estructura de co-variación de los datos puede variar espacialmente. Siguiendo a Gollini *et al.* (2015), si la localización espacial i tiene coordenadas (u, v) , la matriz de covarianzas local es:

$$\Sigma(u, v) = X^T W(u, v) X, \quad (1)$$

donde X es la matriz $(n \times p)$ de datos y $W(u, v)$ es una matriz diagonal de pesos que depende de la localización (u, v) . Esta matriz de pesos puede ser generada usando una función kernel. En nuestro caso de estudio, usamos la función bi-square:

$$w_{ij} = \left(1 - (d_{ij}/b)^2\right)^2 \quad \text{if } d_{ij} \leq b; \quad w_{ij} = 0 \text{ para otro valor} \quad (2)$$

donde los pesos $[w_{ij}]$ dependen de las distancias entre las localizaciones i y j $[d_{ij}]$ y de la *bandwidth* $[b]$, la cual determina el tamaño de la vecindad. Esta medida (constante o variable) puede ser definida exógenamente (por el usuario) o determinada automáticamente con algún algoritmo de optimización.

Para encontrar las componentes principales locales, la descomposición de la matriz de covarianzas local provee los autovalores y autovectores locales:

$$L(u_i, v_i) V(u_i, v_i) L(u_i, v_i)^T = \Sigma(u_i, v_i), \quad (3)$$

donde $L(u_i, v_i)$ es una matriz de autovectores local y $V(u_i, v_i)$ es una matriz de autovalores local. Finalmente, el GWPCA con p variables genera para cada localización espacial p componentes principales locales y p autovalores con sus autovectores asociados.

Para testear la presencia de heterogeneidad espacial y justificar la aplicación de GWPCA Harris *et al.* propusieron un test (aleatorizado) Monte Carlo que evalúa si los autovalores locales varían significativamente a través del espacio geográfico.

Yendo específicamente al cometido de este trabajo, en el proceso de construcción del IB se sigue a Nardo *et al.* (2008). El punto de partida de este procedimiento es la definición de un marco conceptual adecuado, que permitirá definir las dimensiones del fenómeno a estudiar. Siguiendo la propuesta del GMM (2011), se tienen en cuenta tres dimensiones de análisis: “Magnitudes Agregadas” (se consideran los aspectos macroeconómicos o medidas globales de bancarización, como elementos que dan una idea general del tamaño del sistema financiero), “Disponibilidad y Cobertura Geográfica”

⁵ Este análisis permite estudiar las relaciones entre las variables medidas (análisis co-variabilidad) y, al mismo tiempo, la estructura espacial (autocorrelación).

(para medir la capilaridad del sistema financiero a través de la existencia o no de sucursales y cajeros automáticos) y “Acceso y Utilización” (que permiten medir el grado de utilización de los servicios financieros).⁶

Una vez definido el marco conceptual, se procede a la selección de los indicadores parciales que se utilizan para medir cada una de las dimensiones consideradas. Esta etapa constituye un primer proceso de validación de la utilidad de los indicadores seleccionados, ya que supone verificar su pertinencia para estimar el comportamiento de las dimensiones elegidas para su estudio.

En este trabajo, se utilizan los indicadores propuestos por el GMM para la construcción del Indicador Único de Bancarización MERCOSUR. El primer grupo de indicadores considerado se refiere a aquellos que capturan la bancarización desde el punto de vista de las “Magnitudes Agregadas”. Aunque los indicadores propuestos son los Depósitos del Sector Privado como proporción del PIB y los Créditos al Sector Privado como proporción del PIB, debido a que no está disponible el PIB desagregado a nivel departamental (a excepción de la Provincia de Córdoba), se adoptó una definición alternativa del indicador (también sugerida por GMM): el Saldo de Depósitos [DEPOB] y Préstamos [PREPOB] al Sector Privado en referencia a la Población total.⁷

Respecto a la “Disponibilidad y Cobertura Geográfica”, los indicadores propuestos capturan información sobre el número de sucursales y cajeros automáticos. Dentro de los indicadores que procuran medir la cobertura geográfica media o global de servicios financieros, se proponen el Número de Sucursales [SUCKM2] y Cajeros Automáticos [CAJKM2] por 1.000 kilómetros cuadrados. La disponibilidad media de tales servicios es capturada en cambio, a través del Número de Sucursales y Cajeros Automáticos cada 100.000 habitantes.

El último grupo de indicadores refiere a la “Utilización y Acceso” al sistema financiero. Los indicadores propuestos son el Número de Cuentas Bancarias, Tarjetas de Débito y Crédito cada 100.000 habitantes. Aunque dicha información está disponible, sólo es de acceso público agregada a nivel de país y no a nivel departamental; motivo por el cual no se utilizaron. Cabe aclarar que estos indicadores son más bien “proxies” de los de acceso. Como ya se indicó oportunamente, información precisa de acceso solamente puede ser obtenida a través de encuestas. En su lugar se utiliza la Proporción de Población con Cobertura de Servicios Bancarios [COB], es decir que vive en localidades que cuentan con infraestructura bancaria (presencia de sucursal y/o cajero) y la Proporción de localidades del departamento que cuenta con infraestructura bancaria [COBLOC].⁸ Aunque no miden la utilización efectiva de los servicios financieros, estos indicadores constituyen aproximaciones adecuadas para medir el acceso.

Cabe aclarar que el trabajo no ignora la existencia de otros canales por los cuales la bancarización se generaliza actualmente, tal el caso del uso de redes o Internet, cuyos datos son difíciles de obtener y procesar por una cuestión de costos y metodología, y que quedarán para ulteriores análisis. Aun así, siempre será necesario un primer contacto con la institución financiera y, en este sentido, la presencia de la tradicional sucursal bancaria deberá dar el puntapié inicial en la vinculación del cliente con el servicio, esto es su “socialización” inicial con el sistema financiero.

⁶ Resulta pertinente aclarar que los indicadores usados para esta última dimensión, se refieren a la utilización y no al acceso, es decir constituyen aproximaciones a este último, dada la imposibilidad de disponer de datos de acceso a los servicios financieros propiamente dicho, los cuales podrían obtenerse solamente mediante encuestas. Asimismo, además de las dimensiones mencionadas, existen otros factores que limitan o restringen el nivel o grado de bancarización. Estos condicionamientos en muchos casos se refieren a aspectos legales, barreras culturales, tecnológicas y de costos de transacción que deberían ser considerados.

⁷ Si bien los indicadores de magnitudes agregadas también pueden ser vistos como indicadores de utilización, existe un consenso generalizado en considerarlos en una categoría separada, debido a su referencia al PIB. Por otra parte, en los indicadores de utilización y acceso se focaliza el análisis en las personas. De allí que debido a la definición alternativa utilizada, bien podría incluirse en la última dimensión de análisis.

⁸ Si bien estos indicadores son sugeridos por GMM (2011), no fueron utilizados en la construcción del indicador de bancarización para el Mercosur debido a que no estaban disponibles para todos los países que compara en el estudio.

Resulta importante mencionar que en el proceso de selección de los indicadores se han considerado también aspectos adicionales, los cuales refieren a que los mismos deben poder ser calculados regularmente, a partir de información proporcionada por una autoridad confiable, de acuerdo a estándares y que se encuentren disponibles para el público en general.

Para la construcción de los indicadores se utilizó información de la infraestructura bancaria disponible (sucursales bancarias y cajeros automáticos) y de los Préstamos y Depósitos al sector privado correspondientes a diciembre de 2010 (BCRA, 2010). Los datos de la población se obtuvieron a partir del Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2010 (INDEC, 2010). Si bien existen datos más actualizados sobre el sistema financiero, los últimos datos disponibles referidos a Población, tanto a nivel de localidad como departamental, corresponden al año 2010.

Como los indicadores seleccionados están medidos en distintas escalas, se hace necesario un proceso de normalización para que puedan ser agregados de manera comparable. Nardo *et al.* (2008) sugieren varios métodos. En este trabajo se considera el procedimiento de estandarización de los datos, el cual convierte el indicador a una escala común con media cero y desviación estándar uno.⁹

Domínguez *et al.* (2011) hacen una revisión de la literatura existente distinguiendo distintas metodologías que resultan útiles para agregar la información disponible en una medida global única. En este trabajo, como se señaló anteriormente, se utiliza GWPCA. Es decir, para cada localización espacial (u_i, v_i) , el índice global se define a partir de la agregación de los valores de los indicadores parciales seleccionados.¹⁰

$$Ind_i^{(u_i, v_i)} = \sum_{j=1}^p \alpha_j^{(u_i, v_i)} \cdot Z_{ij} \quad (4)$$

$$\alpha_j^{(u_i, v_i)} = \frac{\sum_{k=1}^p a_{jk}^{(u_i, v_i)} \cdot \lambda_k^{(u_i, v_i)}}{\sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^p a_{jk}^{(u_i, v_i)} \cdot \lambda_k^{(u_i, v_i)}}$$

donde $Ind_i^{(u_i, v_i)}$ es el valor del indicador para la i -ésima unidad en la localización (u_i, v_i) , $\alpha_j^{(u_i, v_i)}$ es el peso relativo en la localización (u_i, v_i) del j -ésimo indicador parcial, Z_{ij} es el valor estandarizado del j -ésimo indicador parcial para la i -ésima unidad, $\lambda_k^{(u_i, v_i)}$ es el autovalor asociado a la k -ésima CP en la localización (u_i, v_i) y $a_{jk}^{(u_i, v_i)}$ es el factor de peso correspondiente al j -ésimo indicador parcial en la k -ésima CP en la localización (u_i, v_i) .

Finalmente se decidió transformar el valor del indicador a una escala [0-100] para facilitar su interpretación¹¹.

$$IB_i = \frac{Ind_i - \min(Ind_i)}{\max(Ind_i) - \min(Ind_i)} \cdot 100 \quad (5)$$

Para realizar los análisis estadísticos se utilizó el software libre R (www.r-project.org), siendo empleado el paquete GWmodel (Gollini *et al.*, 2015).

⁹ Este procedimiento está implícito cuando se aplica PCA y se trabaja a partir de la matriz de correlación de los datos.

¹⁰ El uso de los autovalores asociados a cada CP como ponderación garantiza la mayor incidencia o importancia en el indicador global de aquellas CPs que explican una mayor porción de la variabilidad total de los datos.

¹¹ Este procedimiento permite escalar el rango original de los datos al rango [0,100] donde el 100 indica el mayor nivel de bancarización y 0 el menor.

IV. RESULTADOS

El análisis descriptivo previo de los indicadores parciales permitió detectar la presencia de valores extremos en los indicadores Número de Sucursales y Cajeros Automáticos cada 1.000 kilómetros cuadrados, por lo que su inclusión en el análisis podría introducir distorsiones en la construcción del IB. Por tal motivo se decidió realizar una transformación logarítmica a tales indicadores ([LNSUCKM2] y [LNCAJKM2] respectivamente).

A modo ilustrativo, la Tabla 1 muestra los estadísticos descriptivos de los indicadores parciales utilizados en la construcción del IB, calculados para el año 2010 para los 62 departamentos que comprenden las provincias de Córdoba, Entre Ríos y Santa Fe y que comprenden la región Centro.

Tabla 1. Descriptivas de los Indicadores Parciales de Bancarización

Indicador	Media	Coficiente de Variación (%)	Mínimo	Máximo
[DEPPOB]	2,77	57,9	0,52	6,23
[PREPOB]	2,19	57,2	0,49	4,66
[LNSUCKM2]	0,47	287,7	-2,32	5,26
[LNCAJKM2]	1,01	164,9	-2,32	6,94
[SUCPOB]	14,41	49,7	4,79	37,59
[CAJPOB]	24,08	41,3	6,46	53,26
[COB]	81,26	18,2	32,12	100,00
[COBLOC]	37,81	56,2	11,11	100,00

Fuente: Elaboración propia.

En forma complementaria, se analizó la distribución espacial de dichos indicadores a través de mapas de coropletas.¹² Si bien la observación de los mapas permite captar de forma intuitiva la existencia de patrones espaciales, resulta fundamental contar con criterios estadísticos objetivos, el estadístico I de Moran en nuestro caso, capaces de detectar la presencia significativa de autocorrelación espacial.¹³

García (2018), muestra la presencia de autocorrelación espacial significativa en los indicadores parciales utilizados en esta aplicación empírica, confirmando la existencia de patrones espaciales subyacentes en los datos, lo que podría afectar la estructura de co-variación reflejada por un análisis multivariado clásico.

La disponibilidad de datos georreferenciados motivó la aplicación de técnicas que incorporen la dimensión espacial, lo cual se logró mediante la implementación de la metodología GWPCA. Para la construcción de las ($n = 62$) matrices diagonales de pesos geográficos $W(u, v)$ se consideraron distancias euclídeas, una función *kernel bi-square* y una *bandwidth* adaptativa que se encontró automáticamente usando *cross-validation approach* (Harris *et al.*, 2011). Para justificar el uso de GWPCA, se utilizó un test (aleatorizado) Monte Carlo sugerido por Harris *op. cit.*, el que permitió detectar la presencia de heterogeneidad espacial marginalmente significativa.

Debido a que las variables originales están en distintas unidades y presentan distintas escalas de medida se decidió trabajar con la matriz de correlaciones (Peña, 2002). Aunque una práctica común es considerar sólo las primeras CPs, en tanto permiten explicar la mayor parte de la variabilidad de los datos, en este trabajo se sigue la sugerencia de Cámara y Tuesta (2014) de incorporar en el cálculo del

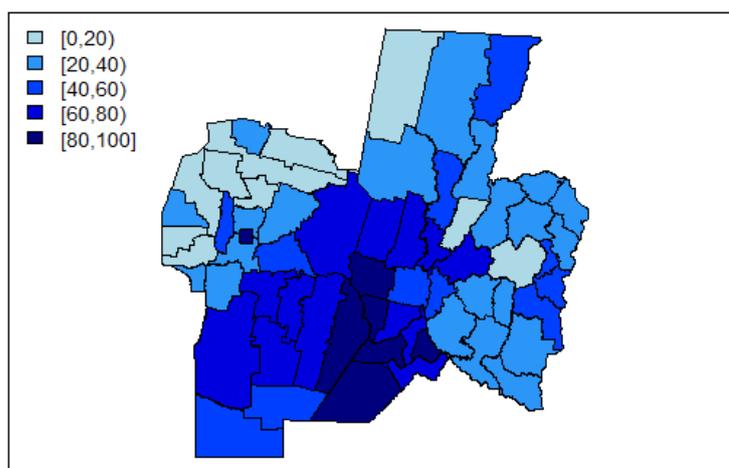
¹² El mapa constituye un elemento central dentro del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE) que permite explorar los datos espaciales, detectar patrones y formular hipótesis que se refieren a la presencia de fenómenos espaciales dentro de los datos e identificar casos atípicos dada su localización en el mapa, entre otros (Acevedo y Velásquez, 2008).

¹³ Estos criterios estadísticos contrastan la hipótesis de que una variable se encuentre distribuida aleatoriamente o, si por el contrario, existe algún tipo de asociación significativa de valores similares o distintos en regiones vecinas.

índice todas las CPs ya que el objetivo final no es reducir la dimensionalidad de los datos sino mejorar la precisión en la medición.

De acuerdo a lo establecido en la sección anterior se definió para cada localización espacial el índice global a partir de la agregación de los valores de los indicadores parciales propuestos. Finalmente se transformó el valor del indicador a una escala [0-100]. El Gráfico 1 muestra la distribución espacial del IB departamental para la Región Centro para el año 2010 generado a partir de GWPCA. A efectos de definir el nivel de bancarización se consideraron los siguientes intervalos: [0,20) Bajo, [20,40) Medio-Bajo, [40,60) Medio, [60,80) Medio-Alto y [80,100] Alto.

Gráfico 2. Región Centro: Índice de Bancarización.
GWPCA. Año 2010



Fuente: Elaboración propia.

Del gráfico se infiere que la provincia de Santa Fe es la que presenta un mayor nivel de bancarización. Sólo 5 de los 19 departamentos poseen niveles Bajo y Medio-Bajo, perteneciendo el resto mayoritariamente al nivel Medio-Alto y Alto. Sigue en importancia la provincia de Córdoba, pero con un comportamiento más heterogéneo (mayor coeficiente de variación) que contrasta con el de la provincia de Entre Ríos, que aunque presenta un nivel de bancarización menor (mayoritariamente los departamentos pertenecen a la categoría Medio-Bajo), exhibe un comportamiento más homogéneo.

Tabla 2
Índice de Bancarización

Provincia	GWPCA		MULTISPATI	
	Media	Coeficiente de Variación (%)	Media	Coeficiente de Variación (%)
Córdoba	43,3	60,2	43,7	60,4
Entre Ríos	34,6	32,1	37,8	29,21
Santa Fe	58,2	45,2	60,8	39,5
Total	45,5	53,9	47,3	50,7

Fuente: Elaboración propia.

Esta información puede complementarse con la Tabla 2 que exhibe algunas medidas descriptivas calculadas para el IB obtenido a partir de GWPCA para la región y discriminado por provincia, la que permite confirmar el ordenamiento realizado anteriormente. Comparativamente se

muestran también los resultados aplicando MULTISPATI.¹⁴ Si bien el ordenamiento no cambia, las diferencias detectadas obedecen a que esta última metodología ignora la presencia de heterogeneidad espacial.

V. COMENTARIOS FINALES

La bancarización y la inclusión financiera en los últimos años se han convertido en objetivos importantes a nivel internacional y en particular para la Argentina. En esta línea se puede mencionar una de las iniciativas más recientes del BCRA, la puesta en marcha el Plan Nacional de Bancarización Inclusiva 2015-2019, el cual contempla un conjunto de acciones y medidas tendientes a garantizar una mayor inclusión financiera en el país. En este sentido, una medición adecuada de la evolución del proceso de bancarización resulta clave en la búsqueda de la inclusión financiera.

Con esta premisa, este estudio elabora un IB para la Región Centro para el año 2010 considerando aspectos referentes a las diferentes dimensiones de análisis: Magnitudes Agregadas, Disponibilidad y Cobertura Geográfica y Acceso y Utilización. El IB facilita la comprensión de la bancarización y contribuye a que exista un reconocimiento respecto a su trascendencia como elemento que puede apoyar al crecimiento y desarrollo económico, al considerar la dimensión espacial de los datos.

Se considera que el IB propuesto es un elemento importante para sintetizar e interpretar la bancarización de manera sencilla y constituye un insumo valioso para facilitar la toma de decisiones tanto de los hacedores de política (en materia de política económica y financiera) como de las instituciones financieras.

La construcción del IB utilizando GWPCA (Harris *et al.*, 2011), resulta un aporte metodológico significativo, en tanto permite la medición de manera global y sintética al incorporar la heterogeneidad espacial de los datos. Constituye una mejora en relación al índice propuesto por García (2017, 2018) donde se aplica MULTISPATI (Dray *et al.*, 2011), ya que esta metodología supone que los patrones espaciales subyacentes en los datos no varían en todo el espacio geográfico.

Así, facilita una visión general de la bancarización en la región Centro en su conjunto y en cada una de las provincias que la componen. Se destaca la provincia de Santa Fe, exhibiendo un mayor nivel de bancarización. Sigue en importancia la provincia de Córdoba, pero con un comportamiento más heterogéneo que contrasta con el de la provincia de Entre Ríos, que aunque presenta un nivel de bancarización menor exhibe un comportamiento más homogéneo.

Pese a las limitaciones del índice, vinculadas fundamentalmente a la imposibilidad de contar con datos de indicadores parciales que midan en forma más adecuada las dimensiones Magnitudes Agregadas y Acceso y Utilización, este indicador debería ser considerado como una primera aproximación a la medición de la bancarización regional y, acaso, como un trabajo en proceso.

¹⁴ Para ello se introdujo la matriz de pesos espaciales W en el PCA de la matriz de datos originales. Para su construcción se consideró un criterio combinado de distancia y contigüidad y para ello se usó un umbral que permite reducir la conectividad entre todas las regiones y que pondera por la inversa de la distancia a las regiones vecinas siendo el promedio de vecinos similar al obtenido por contigüidad. En particular, se utilizó como punto de referencia al centroide de cada departamento y considera vecinos aquellos departamentos ubicados a menos de 104 km.

Finalmente, debe remarcarse la utilidad de medir el indicador a nivel de un área geográfica menor (localidad), estando limitada por la dificultad, cuando no la imposibilidad, de obtener información que permita medir a ese nivel los indicadores parciales con los que se construye el IB.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acevedo Bohórquez, I. & Velásquez Ceballos, E. (2008) Algunos conceptos de la econometría espacial y el análisis exploratorio de datos espaciales. *Ecos de Economía*, 12(27), 9-34.
- Amidzic, G., Massara, A., & Mialou, A. (2014). *Assessing Countries' Financial Inclusion Standing: A new composite index*. Washington: International Monetary Fund, Working Paper N°14/36.
- Anastasi, A., E. Blanco, P. Elosegui & Sangiácomo, M. (2010). La bancarización y los determinantes de la disponibilidad de servicios bancarios en Argentina. *Ensayos Económicos*. Banco Central de la República Argentina, 60, 137-209.
- Banco Central de la República Argentina (2010a). *Información de Entidades Financieras Diciembre de 2010*. Superintendencia de Entidades Financieras y Cambiarias. (disponible en CD)
- Banco Central de la República Argentina (2010b). *Disponibilidades, Préstamos y Depósitos clasificados según la ubicación geográfica de la casa o sucursal de la entidad financiera*.
- Banco Central de la República Argentina (2015). *Mi diccionario financiero*. Recuperado de http://www.bancocentraleduca.bcra.gov.ar/PDFs/Diccionario_Financiero_Jovenes.pdf
- Cámara, N. & Tuesta, D. (2014). *Measuring Financial Inclusion: a multidimensional index*. Madrid: BBVA Research, Working Paper N° 14/26.
- Castellanos, S., V. Castellanos & Flores, B. (2009). Factores de influencia en la localización regional de infraestructura bancaria. *Economía Mexicana*, 18(2), 283-330.
- Chakravarty, S. & Pal, R. (2013). Measuring Financial Inclusion: an axiomatic approach. *Journal of Policy modeling*, 35(5), 813-837.
- Claessens, S. (2005). *Access to Financial Services: a Review of the issues and Public Policy Objectives*, WTO and World Bank Presentation for the Fifth Services Experts Meeting, París, manuscrito.
- Demsar, U., Harris, P., Brunson, C., Fotheringham, A.S. & McLoone, S. (2013). Principal Component Analysis on Spatial Data: An Overview. *Annals of the Association of American Geographers*, 103(1), 106–28.
- Djankov, S., D. Manraj, C. McLiesh & Ramalho, R. (2005). *Doing Business Indicators: Why Aggregate, and How to Do It*. Washington: World Bank
- Domínguez Serrano, M., Blancas Peral, F.J., Guerrero Casas, F.M., & González Lozano, M. (2011). Una revisión crítica para la construcción de indicadores sintéticos. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 11, 41-70.
- Dray, S. & Jombart, T. (2011). Revisiting Guerry's data: introducing spatial constraints in multivariate Analysis. *The Annals of Applied Statistics*, 5(4), 2278-2299.
- Evanoff, D. (1988). Branch Banking and Service Accessibility. *Journal of Money, Credit and Banking*, 20(2), 191-202.
- Fotheringham, A.S., Brunson, C. & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. John Wiley & Sons, Chichester.
- García, F. (2017). Un índice único de bancarización con datos georreferenciados con una aplicación para la Argentina. *Ecos de Economía*, 21(45), 24-38.
- García, F. (2018). ¿Es posible un índice de bancarización en Argentina? Una aplicación espacial para Córdoba, Entre Ríos y Santa Fe. *Estudios Económicos*, 35(70), 57-77.
- Geary, R. C. (1954). The contiguity ratio and statistical mapping. *The Incorporated Statistician*, 5(3), 115-145.
- Gollini, I, Lu, B, Charlton, M, Brunson, C. & Harris, P. (2015). GWmodel: an R Package for exploring Spatial Heterogeneity using Geographically Weighted Models. *Journal of Statistical Software*, 63(17), 1–50.
- Grupo de Monitoreo Macroeconómico (2011). *Indicadores de bancarización*. Buenos Aires. Recuperado de <https://www.gmm-mercosur.org>
- Gupte, R., Venkataramani, B., & Gupta, D. (2012). Computation of financial inclusion index for India. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 37, 133-149.
- Harris, P., Brunson, C. & Charlton, M. (2011). Geographically weighted principal components analysis». *International Journal of Geographical Information Science*, 25(10), 1717-1736.
- Hasan, R., & Islam, E. (2016). *Financial Inclusion Index at district levels in Bangladesh: a distance-based approach*. Bangladesh Bank, Working Paper Series N° 1603. Recuperado de https://mpr.ub.uni-muenchen.de/71344/1/MPRA_paper_71344.pdf

- Herrera, M., Paz, J. & Cid, J. (2012). *Introducción a la Econometría Espacial. Una aplicación al estudio de la fecundidad en la Argentina usando R*, MPRA Paper N° 41138. Recuperado de <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/41138/>
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (2010). Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2010, procesado con Redatam+SP. Recuperado de <http://www.indec.gov.ar>.
- Kumar, A. (2005). Access to Financial Services in Brazil. *Directions in Development*. Washington: The World Bank.
- Lanzillotti, R. & Saving, T. (1969). State branching restrictions and the availability of branching services: Comment. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1(4), 778-788.
- Lloyd, C. D. (2010). Analysing population characteristics using geographically weighted principal components analysis: a case study of Northern Ireland in 2001. *Computers, Environment and Urban Systems*, 34(5), 389-399.
- Medina, C. & Núñez, J. (2006). *La Oferta de Servicios del Sector Financiero Formal en Bogotá*. Universidad de los Andes, Centro de Estudios sobre Desarrollo Económico, Working Paper N° 5.
- Mishra, R. N., Verma, P., & Bose, S. (2014). Operationalising financial inclusion Index as a policy lever: Uttar Pradesh (in India) - A Case Study. *Journal of Mathematics and Statistical Science*, 2015, 149-165.
- Moran, P. (1950). Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, 37(1), 17-23.
- Morales, L. & Yáñez, A. (2006). *La bancarización en Chile, concepto y medición*. Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras de Chile, Serie Técnica de Estudios.
- Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., Tarantola, S., Hoffmann, A., & Giovannini, E. (2008). *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide*. Paris: OECD Publishing.
- Peña, D., (2002). *Análisis de datos multivariantes*. Madrid: Mc Graw.
- Sarma, M. (2008). *Index of financial inclusion*. New Delhi: Indian Council for Research on International Economics Relations, Working Paper N° 215.
- Sarma, M. (2012). *Index of Financial Inclusion – A measure of financial sector inclusiveness*. Berlin Working Papers on Money, Trade, Finance and Development, N° 07
- Savage, D. & Humphrey, D. (1979). Branching Laws and Banking Offices: Comment. *Journal of Money, Credit and Banking*, 11(2), 227-230.
- Seaver, W. & Fraser, D. (1983). Branch Banking and the Availability of Banking Offices in Nonmetropolitan Areas. *Atlantic Economic Journal*, 11(2), 72-78.
- Seaver, W. & Fraser, D. (1979). Banking and the availability of banking services in metropolitan areas. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 14(1), 153-160.
- Sethy, S. K. (2016). Developing a financial inclusion index and inclusive growth in India. *Theoretical and applied economics*, 2(607), 187-206.
- Schabenberger, O. & F. Pierce. (2002). *Contemporary statistical models for the plant and soil sciences*. Boca Ratón, FL: CRC Press
- Zulaica Piñeyro, C. M. (2013). Financial Inclusion index: proposal of a multidimensional measure for México. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, 8(2), 157-180.