

Oeconomia

Breves Ensayos de Economía y Finanzas

**Volumen X, Número 3.
Septiembre 2016**

Hacia la Bancarización en la República Dominicana: Índice y Caracterización

Carmen Echavarría y Michelle Sánchez.....3

Indicadores Compuestos de Actividad Económica por sectores para la República Dominicana

Miguel Jiménez Polanco, Nabil López Hawa y Merlym Ramírez Escoboza.....18

Determinantes del Riesgo Soberano en la República Dominicana

José Manuel Michel y Fidias Díaz.....29



Banco Central de la República Dominicana

Banco Central de la República Dominicana

Departamento de Programación Monetaria y Estudios Económicos.

***Oeconomía* Vol. X, No. 3**

Elaborado por el Departamento de Programación Monetaria y Estudios Económicos del Banco Central de la República Dominicana – Santo Domingo: Banco Central de la República Dominicana, 2016.

43 p.

Trimestral

ISSN 2304-3458

© 2016

Publicaciones del Banco Central de la República Dominicana

Esta es una publicación del Departamento de Programación Monetaria y Estudios Económicos del Banco Central. El contenido y las opiniones de los artículos publicados en *Oeconomía* son de exclusiva y estrictamente responsabilidad de su o sus autores y no reflejan la opinión del Banco Central de la República Dominicana.

Consejo Editorial:

Julio Andújar Scheker,

Director Departamento de Programación Monetaria y Estudios Económicos.

Joel Tejeda Comprés,

Subgerente de Políticas Monetaria, Cambiaria y Financiera.

Comentarios y preguntas sobre esta publicación pueden ser enviados a:

Banco Central de la República Dominicana

Av. Dr. Pedro Henríquez Ureña esq. Calle Leopoldo Navarro

Santo Domingo de Guzmán, D. N., República Dominicana

Apartado Postal 1347

809-221-9111 exts. 3072-73

info@bancentral.gov.do



Evolución de la Bancarización: Un Índice para la República Dominicana

Por Carmen Echavarría¹ y Michelle Sánchez²

I. Introducción

El sistema financiero de un país proporciona una poderosa fuente de financiamiento y ahorro para las compañías y trabajadores, que les permite hacer inversiones potencialmente beneficiosas para la economía, mejorando el desempleo, la competitividad y la productividad a nivel nacional.

El objetivo del presente documento es analizar la evolución de la bancarización en la República Dominicana a través de la descripción de los indicadores tradicionales de cobertura e intensidad de uso de los servicios bancarios, así como de la implementación de los mismos en la construcción de índices de bancarización por provincia, región y a nivel nacional. Adicionalmente, se elabora un ranking mensual con el objetivo de definir la posición relativa de las unidades de estudio con respecto a aquella con mayor desempeño en materias de bancarización.

La metodología utilizada es la de componentes principales, abarcando el período comprendido entre enero 2011 y abril 2015. En términos generales, el índice de bancarización para la República Dominicana muestra un crecimiento considerable durante el período de estudio. Los principales avances en términos de bancarización se concentran en la región metropolitana, especialmente en el Distrito Nacional. Los resultados del ranking mensual evidencian una gran heterogeneidad entre las provincias del país.

El documento se divide de la siguiente manera: en el segundo capítulo se presenta una revisión de la literatura relacionada al tema estudiado; el tercer capítulo aborda la descripción de la base de datos utilizada y los indicadores construidos; el cuarto capítulo trata la metodología aplicada en la construcción del índice de bancarización; el quinto capítulo describe los resultados de dicho índice. Por último, se presentan las conclusiones de lugar.

II. Revisión de la literatura empírica

Existen diversos estudios que buscan medir el nivel de desarrollo de los sistemas financieros de los países caracterizando la bancarización o relación entre los usuarios de los servicios y las instituciones financieras.

Algunos estudios aproximan la evolución de la bancarización a través de la construcción y descripción de diversos indicadores que reflejan el acceso a los servicios bancarios (cantidad de

¹ Departamento de Regulación y Estabilidad Financiera, Sub-Dirección de Análisis de Estabilidad Financiera. Para preguntas y comentarios: c.echavarría@bancentral.gov.do.

² Banco Popular Dominicano. Para preguntas y comentarios escribir a michelle.s10@gmail.com.

cajeros automáticos, sucursales y empleados bancarios, entre otros) y el grado de utilización de los mismos (cantidad de créditos, depósitos, etc.). Este es el caso de Morales y Yáñez (2006), que estudia la evolución de la bancarización en Chile, destacando el bajo acceso al crédito de las pequeñas y medianas empresas; y de la Federación Latinoamericana de Bancos para América Latina (2007), que compara el proceso de bancarización en 17 países de la región, resaltando diferencias significativas en el acceso de los servicios financieros entre los mismos.

Por otro lado, existen estudios que incorporan los indicadores de cobertura e intensidad de usos de los servicios financieros en la aplicación de técnicas econométricas. En este sentido, Anastasi et al. (2006) realiza un análisis gravitacional para Argentina en el que se reconoce la existencia de una dependencia espacial en el nivel de bancarización de las provincias, presentando un mayor nivel aquellas que se encuentran más cerca de los centros urbanos donde se desarrollan mayores relaciones económicas. Asimismo, Capera y González (2011) describe la evolución de la bancarización en Colombia a través de la elaboración un índice de bancarización mediante componentes principales, sugiriendo una alta variabilidad de los indicadores por provincias.

III. Descripción de la base de datos

El presente estudio utiliza una base de datos de panel construida a partir de información disponible en la Superintendencia de Bancos y la Oficina Nacional de Estadística. Se trata de una amplia base de datos a nivel de provincias que contiene información estadística del sistema financiero para el período comprendido entre enero 2011 y abril 2015.³ La misma incluye variables que caracterizan el sistema bancario como los saldos de depósitos en cuentas corrientes y cuentas de ahorro, cantidad de cuentas corrientes y de ahorro, saldo y cantidad de depósitos a plazo, los saldos de cartera comercial, de consumo e hipotecaria, cantidad de préstamos comerciales, de consumo e hipotecarios, cantidad de oficinas, cajeros automáticos y empleados, entre otras; también contiene las proyecciones de población por provincias.

La base de datos es un panel balanceado conformado por un total de 4 regiones y 32 provincias durante el período de estudio. Es decir, cada provincia identificada posee información de 52 meses consecutivos, conformando un total de 1,664 registros. Las variables con información trimestral fueron mensualizadas suponiendo una tasa de crecimiento constante en cada uno de los meses, esto con el fin de construir el indicador de bancarización con periodicidad mensual.⁴

Todos los indicadores elaborados para el cálculo del índice de bancarización son ponderados con la información de la población por provincia mayor a 15 años. Esto permite obtener información comparable entre las provincias sin importar si son más o menos pobladas y, de acuerdo a Capera y González (2011), evita una posible subestimación de los mismos al

³ El período de análisis inicia en el año 2011 debido a que las entidades de regulación financiera no poseen todas las estadísticas bancarias utilizadas en el estudio a nivel de provincias en los años previos. El sistema financiero está conformado por los siguientes subsectores: Banca Múltiple, Asociaciones de Ahorro y Préstamos, Bancos de Ahorro y Crédito, Corporaciones de Crédito y Entidades Financieras Públicas.

⁴ La información de la cartera y de las captaciones, disponible trimestralmente para los años 2011 y 2012, fue mensualizada. Igualmente, se mensualizaron las variables cantidad de oficinas, cajeros automáticos y empleados durante el período de estudio.

considerar el segmento de la población que tiene mayor probabilidad de poseer al menos un servicio bancario.

Para la construcción del índice se consideran indicadores que comprenden dos dimensiones de la bancarización: cobertura e intensidad de uso.⁵ A continuación se presenta la descripción de dichas dimensiones y los indicadores empleados en el análisis, los cuales han sido contruidos a nivel provincial, regional y nacional.

3.1. Indicadores de cobertura

Los indicadores de cobertura recogen información relativa al acceso de las personas a los servicios ofrecidos por las instituciones financieras tomando en cuenta la infraestructura disponible, el capital humano dedicado a servirles, el volumen de depósitos y de créditos concedidos. En este sentido, los indicadores contruidos son los siguientes:

Empleados de las entidades bancarias per cápita: relaciona la cantidad de empleados de las entidades bancarias con el número de habitantes.

$$\text{Empleados}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Empleados}}{\text{Población}}$$

Cantidad de Oficinas per cápita: relaciona la cantidad de oficinas con el número de habitantes.

$$\text{Oficinas}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Oficinas}}{\text{Población}}$$

Cantidad de Cajeros per cápita: relaciona la cantidad de cajeros automáticos con el número de habitantes.

$$\text{Cajeros}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Cajeros}}{\text{Población}}$$

Saldo de cuentas per cápita: expresa la relación entre el saldo total de las cuentas de ahorro o corrientes y el número de habitantes.

$$\text{Saldo de Cuentas}_i \text{ Pob} = \frac{\text{Saldo Cuentas}_i}{\text{Población}},$$

donde i = ahorro, corriente.

Saldo de depósitos a plazo per cápita: indica la relación entre el saldo total de depósitos a plazo y el número de habitantes.

$$\text{Saldo Depósitos a Plazo}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Saldo Depósitos a Plazo}}{\text{Población}}$$

⁵ Ver Capera Romero y González Arbeláez (2011) y Morales y Yáñez (2006).

Saldo de depósitos per cápita: relaciona el saldo total de depósitos (cuentas de ahorro, cuentas corrientes y depósitos a plazo) con el número de habitantes.

$$\text{Saldo Depósitos}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Saldo Depósitos}}{\text{Población}}$$

Saldo de Cartera per cápita: se elabora relacionando el saldo de la cartera según las modalidades del crédito, de consumo, comerciales o hipotecarias con el número de habitantes.

$$\text{Saldo Cartera}_{i \text{ Pob}} = \frac{\text{Saldo Cartera}_i}{\text{Población}},$$

donde i = comercial, consumo, hipotecario.

Saldo Total de Cartera per cápita: se elabora relacionando el saldo total de la cartera (consumo, comerciales, hipotecarios) con el número de habitantes.

$$\text{Saldo Total Cartera}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Saldo Cartera}}{\text{Población}}$$

3.2 Indicadores de intensidad

Estos indicadores manifiestan el nivel de fidelización de los usuarios de los servicios financieros con las instituciones que los proveen. Se suele utilizar información relacionada a la cantidad de productos financieros, cantidad de transacciones y estado de actividad de las cuentas. Los indicadores calculados que capturan esta dimensión son:

Cantidad de cuentas per cápita: este indicador relaciona la cantidad de cuentas según su tipo con el número de habitantes.

$$\text{Cantidad de Cuentas}_{i \text{ Pob}} = \frac{\text{Cantidad de Cuentas}_i}{\text{Población}},$$

donde i = ahorro, corriente.

Porcentaje de cuentas activas: muestra la relación entre la cantidad de cuentas activas según su tipo y el número de habitantes.

$$\text{Porcentaje de Cuentas Activas}_{i \text{ Pob}} = \frac{\text{Cantidad de Cuentas Activas}_i}{\text{Población}}$$

donde i = ahorro, corriente.

Porcentaje de total de cuentas activas: muestra la relación entre la cantidad de cuentas activas tanto de ahorro como corrientes y el número de habitantes.

$$\text{Porcentaje de Cuentas Activas}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Cantidad de Cuentas Activas}}{\text{Población}}$$

Cantidad de depósitos a plazo per cápita: se elabora relacionando la cantidad de depósitos a plazo con el número de habitantes.

$$\text{Cantidad Depósitos a Plazo}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Cantidad Depósitos a Plazo}}{\text{Población}}$$

Cantidad de depósitos per cápita: se elabora relacionando la cantidad total de depósitos (cuentas de ahorro, cuentas corrientes y depósitos a plazo) con el número de habitantes.

$$\text{Cantidad de Depósitos}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Cantidad Depósitos}}{\text{Población}}$$

Cantidad de créditos per cápita: relaciona la cantidad de créditos según la modalidad del crédito (consumo, comerciales, hipotecarios) con el número de habitantes.

$$\text{Cantidad de Créditos}_{i \text{ Pob}} = \frac{\text{Cantidad de Créditos}_i}{\text{Población}},$$

donde i = comercial, consumo, hipotecario

Cantidad total de créditos per cápita: relaciona la cantidad total de créditos (consumo, comerciales, hipotecarios) con el número de habitantes.

$$\text{Cantidad Total de Créditos}_{\text{Pob}} = \frac{\text{Cantidad de Créditos}}{\text{Población}}$$

IV. Elaboración de un Índice de Bancarización mediante el Análisis Factorial

La técnica utilizada para la creación del índice de bancarización de la República Dominicana es el análisis factorial, el cual es un método multivariante que permite aprovechar la información disponible en distintas variables cuantitativas correlacionadas entre sí, agrupando las mismas en un número reducido de factores que contienen la mayor parte de la información de las variables originales (Rao, 2006). Esta técnica es muy frecuente en la elaboración de índices en diferentes áreas, tales como inclusión financiera (Sarma, 2008) e integración económica (Chen y Woo, 2008).

En cuanto a las ventajas que este análisis presenta, desde el punto de vista estadístico no se exigen los requisitos de normalidad, homoscedasticidad y linealidad. También, este procedimiento exige multicolinealidad o fuerte correlación entre las variables para la formación de factores, característica que, a pesar de ser frecuente es no deseable en la mayoría de los análisis alternativos. Esto hace que un modelo basado en factores produzca resultados más robustos, ya que cada factor incluye información de variables altamente correlacionadas entre sí y, al mismo tiempo, los factores no están relacionados.

A partir de los indicadores contruidos se procede a realizar un análisis factorial con el objetivo de sintetizar la información en factores. El método utilizado para la selección de los indicadores y factores es el análisis de componentes principales. En este estudio, el análisis se centra en la obtención del primer componente principal el cual representará el índice de bancarización. La formulación de dicho componente se ilustra en la ecuación 1, donde los valores de β indican la magnitud y el sentido de la relación entre cada indicador X y el índice de bancarización.

$$(1) \quad \text{Primer Componente}_t = \sum_{i=1}^n \beta_i X_{it}, \forall t.$$

Para dar inicio al análisis de componentes principales, es preciso analizar si los indicadores bancarios seleccionados guardan algún tipo de relación en común para lo que se realizan las pruebas de Esfericidad de Bartlett y de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). Con la prueba de Esfericidad de Bartlett se determina si la matriz de correlación es una matriz identidad, y con la de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) se determina si existe una baja correlación parcial entre los pares de variables. El rechazo de la hipótesis nula de una matriz identidad y puesto a que hay suficiente correlación entre las variables, muestran que es prudente realizar esta técnica ya que (Tabla 1).

Tabla 1. Pruebas de Kaiser-Meyer-Olkin

Medida de Adecuación Muestral Kaiser-Meyer-Olkin	Test de Esfericidad de Bartlett		
	Chi-Cuadrado	Grados de libertad	Significancia
0.91	53,285.04	91.00	0.00

Fuente: Elaboración propia.

Asimismo, se toma en cuenta que el primer componente contenga más del 75% de la variabilidad de la muestra original, y que el porcentaje de variabilidad de los indicadores originales contenido en los factores sea mayor a 70%. De este modo, se seleccionan 14 indicadores, 9 de cobertura y 5 de intensidad.

En la Tabla A1 se verifica que el porcentaje de variabilidad de los indicadores luego de la extracción de los factores es mayor al 80% en la mayoría de los casos, exceptuando tres, que de igual forma, presentan valores mayores al 70%. El primer factor, que es clave en nuestro análisis, representa el 80.2% de la varianza. Por lo tanto, la reducción de los 14 indicadores en dicho factor es eficiente.

Finalmente, en la última etapa de la construcción del índice se procede a estandarizar las variables a fin de que oscilen entre un rango establecido y hacerlos comparables. Esto se logra utilizando los valores máximos y mínimos de cada serie, de forma que los resultados estandarizados se encuentren en el rango de cero a cien, es decir:

$$X^*_{i,j} = \frac{X_{i,j} - X_{i,j}^{min}}{X_{i,j}^{max} - X_{i,j}^{min}} \times 100,$$

donde:

$X_{i,j}^*$: valor estandarizado provincia i , mes j .

$X_{i,j}$: valor observado provincia i , mes j .

$X_{i,j}^{max}$: valor máximo observado, mes j .

$X_{i,j}^{min}$: valor mínimo observado, mes j .

El valor del índice de bancarización obtenido para cada provincia se interpreta como una proporción del valor más elevado que registra la serie no transformada. Así, la provincia tendrá un valor de 100 en el mes con mayor nivel de bancarización y 0 en el mes con menor nivel de bancarización. Se define un incremento en el nivel de bancarización como un aumento del índice de un período a otro, en tanto que una disminución en el nivel de bancarización se corresponde con movimientos a la baja del índice.

Adicionalmente, se calcula un índice por mes con el objetivo de obtener un ranking mensual en el que las provincias que tienen mayor valor son las más avanzadas en materia de bancarización. Es decir, el valor del índice de una provincia en un mes particular se interpreta en relación al de la provincia que presenta el más elevado en dicho mes. Así, en cada período tendrá 100 la provincia más bancarizada y 0 la menos bancarizada. Por último, con la información de los índices a nivel de provincia se calculan índices por región y a nivel nacional.

V. Resultados

Una vez construido el índice de bancarización por provincias (IBPP) se obtienen las ponderaciones de cada indicador con el objetivo de conocer cuáles son los que más inciden en su evolución. Esto se realiza al estimar los coeficientes del índice de bancarización a través de una regresión lineal; éstos son estandarizados utilizando la desviación estándar de cada indicador.

Considerando que, por composición, el índice es una combinación lineal de los indicadores contenidos en el mismo, se estima la ecuación 2. En el modelo estimado, los indicadores explican en su totalidad el índice de bancarización, ya que la estructura del mismo viene impuesta por la técnica de componentes principales utilizada en su construcción.

$$\begin{aligned}
 (2) \quad IBPP_{i,j} = & \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 Oficinas_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_2 Cajeros_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_3 Empleados_{Pob\ i,j} \\
 & + \hat{\beta}_4 CantDepPlazo_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_5 CantCCorr_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_6 CantCred_{Pob\ i,j} \\
 & + \hat{\beta}_7 CantCAho_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_8 PorCACT_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_9 SalCarCons_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_{10} SalCarHip_{Pob\ i,j} \\
 & + \hat{\beta}_{11} SalCAho_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_{12} SalCCorr_{Pob\ i,j} + \hat{\beta}_{13} SalDepPlazo_{Pob\ i,j} \\
 & + \hat{\beta}_{14} SalCarCom_{Pob\ i,j} + \hat{\epsilon}_{i,j}.
 \end{aligned}$$

Al observar las ponderaciones de los indicadores obtenidos de la regresión (Tabla A2), se concluye que tanto los indicadores de cobertura como los de intensidad tienen una relación positiva con el índice de bancarización; los cuatro más influyentes son la cantidad de cajeros automáticos, la proporción del total de cuentas activas, la cantidad de oficinas y la cantidad de

cuentas corrientes. Los indicadores que menos inciden en la evolución del índice de bancarización son los relacionados a los depósitos a plazo.

En términos generales, el índice de bancarización para República Dominicana muestra un crecimiento considerable durante el período de estudio (Figuras A1 y A3). En particular, se observa una mejora significativa durante el año 2012, debido al aumento de la cartera de créditos a partir del tercer trimestre, especialmente en la modalidad comercial y de consumo.

Al observar la dinámica del índice a nivel regional (Figura A2), se puede ver que la región líder en cuanto al crecimiento de la bancarización durante todo el período es la Metropolitana, explicado principalmente por el aumento generalizado en los indicadores de cobertura e intensidad en el Distrito Nacional. Cabe destacar que, mientras el Distrito Nacional experimenta el mayor impulso en los indicadores de bancarización durante el año 2012, la provincia de Santo Domingo experimenta una disminución significativa en los mismos, principalmente debido al declive en los indicadores de cobertura.

La provincia más destacada en la región Este es La Altagracia, impulsada por la mejora en los indicadores de cobertura, principalmente en la cartera comercial y la cantidad de cajeros automáticos. En la región Norte, Santiago presenta el mayor progreso reflejando una mejora en sus indicadores de cobertura, en especial en el saldo de los depósitos. El mayor avance en materias de bancarización en la región Sur lo presenta la provincia de San Juan, impulsado por el saldo de los depósitos y de los créditos de consumo y comerciales.

En los resultados del ranking mensual se aprecia una gran heterogeneidad entre las provincias, fundamentalmente el Distrito Nacional presenta niveles del índice muy superiores a los de las demás provincias, siendo más de 5 veces mayor que el promedio nacional durante el período de estudio. La desviación estándar entre los valores del ranking de las provincias es en enero 2011 de 18.2 y de 18.4 en abril 2015 (Tabla A3). Aunque dicha desviación aumenta ligeramente, al considerar la desviación estándar dentro de las regiones, se observa que sólo aumenta en la región Metropolitana. En enero 2011, la desviación estándar es de 38.1, 18.5, 7.3 y 4.9 en las regiones Metropolitana, Este, Norte y Sur, mientras que en abril 2015 es de 43.1, 16.1, 4.7 y 4.1, respectivamente (Tabla A4).

En la Tabla A5 se presenta la variación en el ranking de las provincias al comparar el primer y el último mes del período de análisis. La posición 1 corresponde a la provincia con mayor nivel de bancarización y la posición 32 aquella con menor nivel de bancarización. Las 5 provincias con mayor nivel de bancarización en ambos meses son el Distrito Nacional, La Altagracia, La Romana, Santiago y Samaná; las 5 provincias con menor nivel de bancarización son Elías Piña, Independencia, Monte Plata, Monte Cristi y El Seibo. Una variación del ranking negativa significa una disminución en la posición relativa de enero 2011 a abril 2015, es decir, una mejora del nivel de bancarización. En este sentido, las tres provincias que ostentan el mayor avance son Santiago Rodríguez, Pedernales y San Pedro de Macorís; las tres provincias que muestran el mayor rezago son Santo Domingo, Azua y Bahoruco.

VI. Conclusiones

En este artículo se analiza la evolución de la bancarización en la República Dominicana durante el período comprendido entre enero 2011 y abril 2015, a partir de una base de datos de panel que contiene información mensual a nivel provincial sobre las variables que caracterizan el sistema financiero de la República Dominicana. Partiendo de la elaboración de indicadores de cobertura e intensidad de uso de los servicios financieros, se construye un índice de bancarización el cual es presentado a nivel provincial, regional y nacional. Adicionalmente, se elabora un ranking mensual con el objetivo de definir la posición relativa de las unidades de estudio con respecto a aquella con mayor desempeño, en términos de bancarización.

La evolución de los indicadores de cobertura e intensidad durante el período de estudio presenta una tendencia positiva. En cuanto a cobertura, la principal vía de expansión de los servicios bancarios fue a través de la instalación de cajeros automáticos. También, el volumen de créditos otorgados y el saldo de depósitos totales presentan un incremento significativo en 54.9% y 47.2%, respectivamente. Con respecto a la dimensión de intensidad, la cantidad de créditos otorgados y la cantidad de depósitos totales aumentan en 38.6% y 36.7%, respectivamente. Sin embargo, la proporción de cuentas de ahorro activas y cuentas corrientes activas disminuyen ligeramente.

Los créditos de consumo y las cuentas corrientes presentan el mayor incremento tanto en volumen como en cantidad en cuanto a la modalidad de crédito y a la composición de los depósitos, respectivamente. En adición, tanto en el saldo como en la cantidad de depósitos a plazo se observa una importante disminución.

La provincia de mayor evolución con respecto a los indicadores de cobertura e intensidad es el Distrito Nacional. Cabe destacar que al calcular los indicadores para cada provincia se observa una alta heterogeneidad durante todo el período. En este sentido, en abril 2015 los indicadores cartera total y depósito total por habitante en el Distrito Nacional son 11.1 y 8.4 veces mayores que el promedio nacional. De igual forma, al considerar los indicadores de intensidad, la cantidad de créditos y depósitos por cada mil habitantes en el Distrito Nacional son 5.2 y 4.6 mayores que el promedio nacional.

En términos generales, el índice de bancarización para República Dominicana muestra un crecimiento considerable durante el período de estudio. En el año 2012, se observa una mejora significativa principalmente debido al aumento de la cartera de créditos en la modalidad comercial y de consumo. Así como se refleja en los distintos indicadores calculados, el índice de bancarización provee evidencia que el Distrito Nacional es la provincia líder en cuanto al crecimiento de la bancarización durante todo el período.

En los resultados del ranking mensual también se aprecia una gran heterogeneidad entre las provincias, ya que el Distrito Nacional presenta niveles del índice muy superiores a los de las demás provincias, siendo más de 5 veces mayor que el promedio nacional durante el período de estudio. Se encontró que las provincias con mayor nivel de bancarización son el Distrito

Nacional, La Altagracia, La Romana, Santiago y Samaná, mientras que las provincias con menor nivel de bancarización son Elías Piña, Independencia, Monte Plata, Monte Cristi y El Seibo.

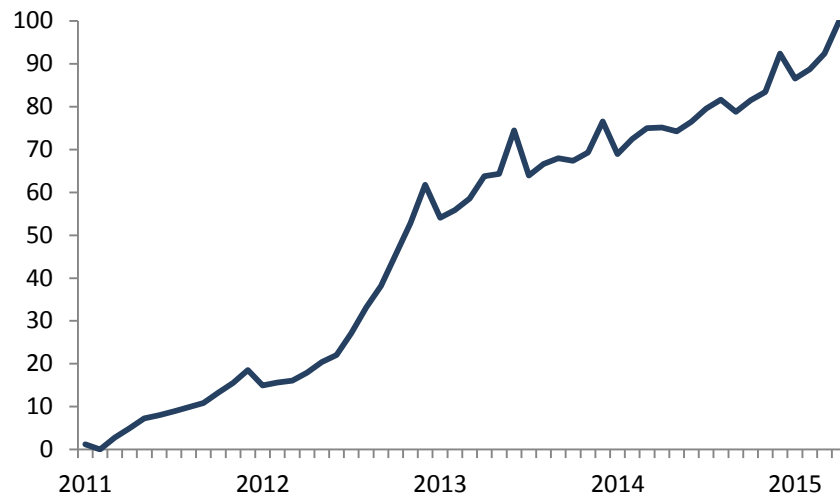
Tanto el índice de bancarización como el ranking mensual son potenciales herramientas que pudieran servir de apoyo en el diseño de políticas dirigidas a promover la expansión del proceso de bancarización en la República Dominicana. El análisis sugiere la implementación de políticas para fomentar el acceso y el uso de los servicios bancarios en las provincias más débiles, las cuales generalmente resultan ser las más apartadas de los centros de mayor actividad económica.

Referencias

- Anastasi, A., Blanco, E., y Elosegui, P. (2006). Bancarization and Determinants of Availability of Banking Services in Argentina. *Investigaciones Económicas Banco Central de la República Argentina*.
- Beck, T. L. (2000). Finance and the Sources of Growth. *Journal of financial economics*, 58(1), 261-300.
- Bo, C.. (2008). A Composite Index of Economic Integration in the Asia-Pacific Region. Asia Pacific Foundation of Canada.
- Capera Romero, L., y González Arbeláez, Á. (Septiembre de 2011). Un índice de bancarización para Colombia. Bogotá: Banco Central de Colombia.
- King, R. G. (1993). Finance and growth: Schumpeter might be right. *The quarterly journal of economics*, 717-737.
- King, R. G. (1993). Finance, entrepreneurship and growth. *Journal of Monetary economics*, 32(3), 513-542.
- Levine, R. L. (2000). Financial intermediation and growth: Causality and causes. . *Journal of monetary Economics*, 46(1), 31-77.
- Morales, L., y Yáñez, Á. (2006). La Bancarización en Chile . Santiago: Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras de Chile.
- Pett, M. A. (2003). Making sense of factor analysis: The use of factor analysis for instrument development in health care research. Sage.
- Rao, C. R. (2006). *Handbook of Statistics: Psychometrics*. Elsevier, Vol. 26.
- Rojas, L. (2007). Promoviendo el Acceso a los Servicios Financieros: ¿Qué nos dicen los Datos sobre la Bancarización en América Latina? Federación Latinoamericana de Bancos (FELABAN).
- Sarma, M. (2008). Index of financial inclusion. Indian Council for Research on International Economics Relations.

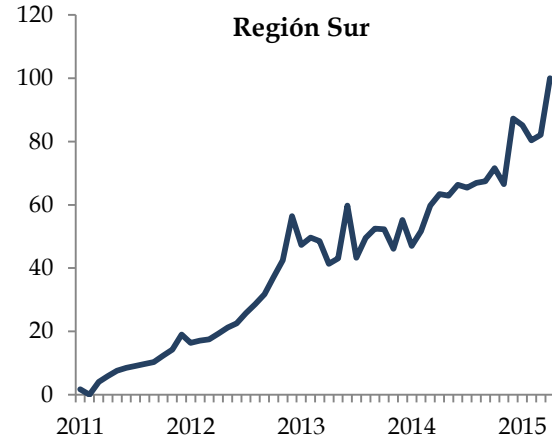
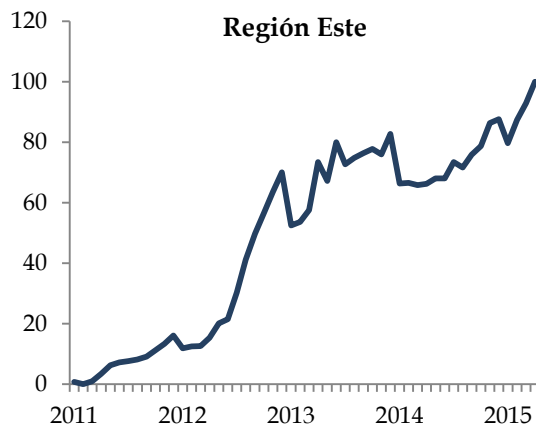
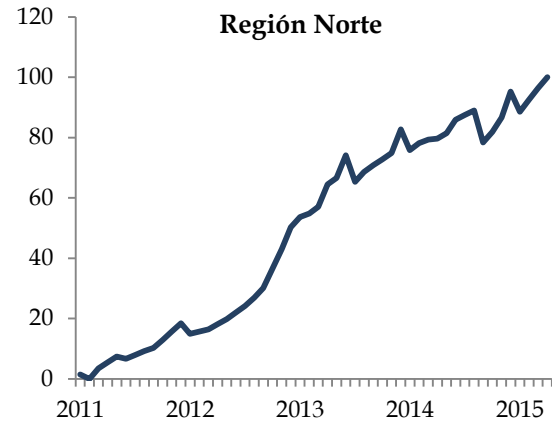
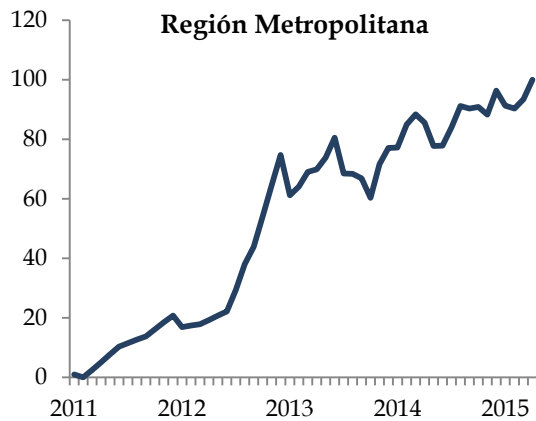
Anexos

Figura A1. Índice de Bancarización Nacional

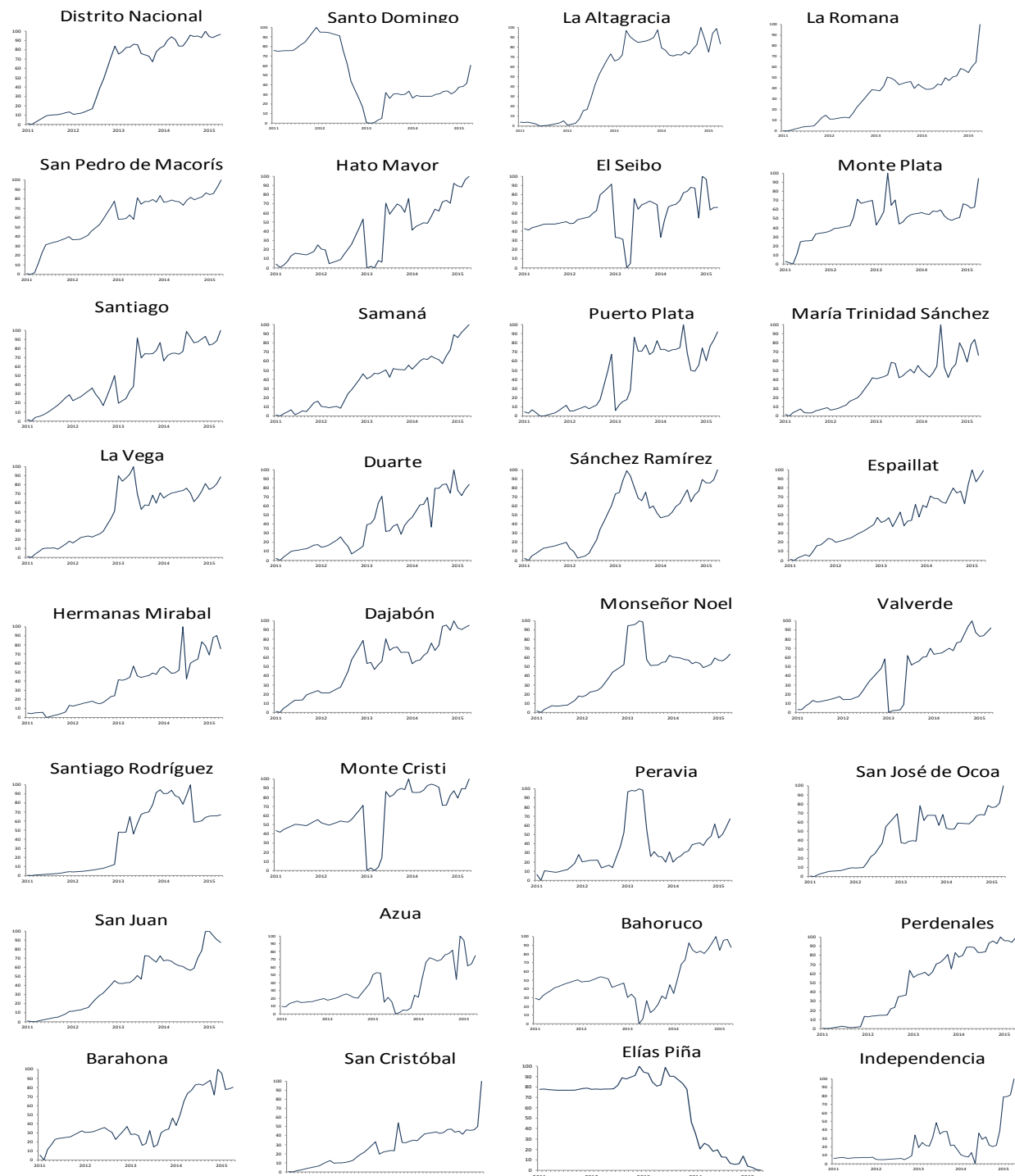


Fuente: Elaboración propia.

Figura A2. Índice de Bancarización por Regiones



Fuente: Elaboración propia.

Figura A3. Índices de Bancarización por Provincias

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A1. Análisis de Factores Comunes de los Indicadores

Indicadores	Extracción
Saldo Cartera Consumo _{Pob}	0.97
Saldo Cartera Comercial _{Pob}	0.92
Saldo Cartera Hipotecaria _{Pob}	0.95
Cantidad Total de Créditos _{Pob}	0.87
Saldo Depósitos a Plazo _{Pob}	0.94
Saldo Cuenta de Ahorro _{Pob}	0.95
Saldo Cuenta Corriente _{Pob}	0.91
Cantidad Depósitos a Plazo _{Pob}	0.76
Cantidad de Cuentas Ahorro _{Pob}	0.88
Cantidad de Cuentas Corrientes _{Pob}	0.88
Empleados _{Pob}	0.92
Oficinas _{Pob}	0.82
Cajeros _{Pob}	0.78
Porcentaje de Cuentas Activas _{Pob}	0.78

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A2. Ponderación de Indicadores en el Índice de Bancarización

Indicadores	Coefficiente Estimado (β)	Desviación Estándar (σ)	$\beta \cdot \sigma$	Dimensión
Cajeros _{Pob}	1,496.846000	0.000242	0.139854	Cobertura
Proporción de Cuentas Activas _{Pob}	578.926000	4.297275	0.133216	Intensidad
Oficinas _{Pob}	23.041000	0.000082	0.122380	Cobertura
Cantidad de Cuentas Corrientes _{Pob}	2.769000	0.057829	0.121209	Intensidad
Saldo Cuenta Ahorro _{Pob}	2.096000	21,203.147102	0.091598	Cobertura
Saldo Cartera Comercial _{Pob}	0.313000	49,337.424113	0.081900	Cobertura
Saldo Cartera Consumo _{Pob}	0.174000	13,902.058189	0.080368	Cobertura
Cantidad Total de Créditos _{Pob}	0.031000	0.256449	0.080269	Intensidad
Empleados _{Pob}	0.000006	0.003350	0.077197	Cobertura
Cantidad de Cuentas Ahorro _{Pob}	0.000006	0.420636	0.073191	Intensidad
Saldo Cartera Hipotecaria _{Pob}	0.000004	11,764.818433	0.066789	Cobertura
Saldo Cuenta Corriente _{Pob}	0.000004	17,236.476275	0.066291	Cobertura
Saldo Depósitos a Plazo _{Pob}	0.000003	22,126.607423	0.065539	Cobertura
Cantidad Depósitos a Plazo _{Pob}	0.000002	0.014522	0.040211	Intensidad

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A3. Ranking por provincias

Enero 2011		Abril 2015	
Provincia	Ranking	Provincia	Ranking
Distrito Nacional	100.00	Azua	100.00
La Altagracia	56.92	Bahoruco	49.22
La Romana	33.97	Barahona	32.43
Santiago	32.33	Dajabón	25.35
Samaná	27.48	Distrito Nacional	22.04
Santo Domingo	23.73	Duarte	17.50
Puerto Plata	22.95	El Seibo	16.96
María Trinidad Sánchez	20.51	Elías Piña	15.96
La Vega	20.43	Españillat	15.60
Duarte	19.14	Hato mayor	15.57
Sánchez Ramírez	18.50	Hermanas Mirabal	14.65
Peravia	17.71	Independencia	13.99
Españillat	15.84	La Altagracia	13.95
Hermanas Mirabal	15.72	la Romana	13.74
San Pedro de Macorís	15.15	La Vega	13.11
Dajabón	14.88	María Trinidad Sánchez	12.96
Hato mayor	14.04	Monseñor Noel	12.82
San José de Ocoa	12.92	Monte Cristi	12.35
San Juan	12.75	Monte Plata	11.99
Monseñor Noel	12.57	Pedernales	11.60
Azua	10.81	Peravia	11.56
Bahoruco	10.70	Puerto Plata	11.44
Pedernales	10.21	Samaná	10.91
Barahona	9.50	San Cristóbal	10.16
Valverde	9.44	San José de Ocoa	9.25
San Cristóbal	7.14	San Juan	8.83
Santiago Rodríguez	6.30	San Pedro de Macorís	8.47
El Seibo	6.06	Sánchez Ramírez	5.27
Monte Cristi	5.26	Santiago	5.00
Monte Plata	3.58	Santiago Rodríguez	4.98
Elías Piña	2.67	Santo Domingo	3.02
Independencia	0.00	Valverde	0.00
Desviación Estándar	18.22	Desviación Estándar	17.39

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A4. Ranking por región

Enero 2011		Abril 2015	
Región	Ranking	Región	Ranking
Metropolitana	100.00	Metropolitana	100.00
Este	23.24	Este	22.33
Norte	14.88	Norte	12.56
Sur	0.00	Sur	0.00
Desviación Estándar	38.71	Desviación Estándar	39.08

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A5. Variación del Ranking por Provincias Enero 2011-Abril 2015

Provincias	Posición Enero 2011	Posición Abril 2015	Variación Ranking
Distrito Nacional	1	1	0
La Altagracia	2	2	0
La Romana	3	3	0
Santiago	4	4	0
Samaná	5	5	0
Santo Domingo	6	14	8
Puerto Plata	7	6	-1
María Trinidad Sánchez	8	9	1
La Vega	9	7	-2
Duarte	10	8	-2
Sánchez Ramírez	11	10	-1
Peravia	12	15	3
Españat	13	12	-1
Hermanas Mirabal	14	13	-1
San Pedro de Macorís	15	11	-4
Dajabón	16	16	0
Hato Mayor	17	20	3
San José de Ocoa	18	18	0
San Juan	19	21	2
Monseñor Noel	20	17	-3
Azua	21	26	5
Bahoruco	22	27	5
Pedernales	23	19	-4
Barahona	24	25	1
Valverde	25	24	-1
San Cristóbal	26	23	-3
Santiago Rodríguez	27	22	-5
El Seibo	28	29	1
Monte Cristi	29	28	-1
Monte Plata	30	30	0
Elias Piña	31	32	1
Independencia	32	31	-1

Fuente: Elaboración propia.

Indicadores Compuestos de Actividad Económica por sectores para la República Dominicana

Por: Miguel Jiménez Polanco, Nabil López Hawa, Merlym Ramírez Escoboza¹

I. Introducción

El análisis de las fluctuaciones del ciclo económico en tiempo real juega un rol central en la labor de los bancos centrales modernos. En particular, luego de la crisis financiera internacional de 2007-2008, que terminó con el período conocido como la Gran Moderación caracterizado por la baja volatilidad económica, los economistas retomaron el estudio de las fluctuaciones del ciclo económico con el fin de poder adelantarse a la próxima crisis.

Partiendo del trabajo de Stock y Watson (1989), el desarrollo de índices de actividad económica para el análisis del ciclo económico ha tomado preponderancia. Dichos índices han permitido que los hacedores de política identifiquen de manera oportuna cambios en los ciclos económicos, de forma tal que puedan tomar mejores decisiones de políticas.

En este sentido, la presente investigación parte de esta literatura de indicadores compuestos para construir los primeros indicadores compuestos de actividad económica por sectores para la República Dominicana. En específico, tres indicadores son construidos: Indicador de Actividad Económica del sector Servicios (IAE-S), Indicador de Actividad Económica del sector Industrial (IAE-I) y el Indicador de Actividad Económica del sector Agropecuario (IAE-A). Estos indicadores sectoriales tienen la ventaja de que permiten distinguir de manera oportuna cambios en el ciclo económico de algún sector específico, incluso antes de que se propague el efecto hacia el resto de la economía.

Los indicadores de actividad sectoriales son construidos usando la metodología de componentes principales para extraer los movimientos comunes del conjunto de series elegidas para cada sector. Los resultados del estudio muestran que los indicadores compuestos capturan los movimientos cíclicos de cada uno de los sectores que representan.

Si bien es cierto que estos indicadores compuestos son muy útiles ofreciendo alertas tempranas de los movimientos del ciclo, la metodología usada en este trabajo no permite que los indicadores sean construidos si alguna de las variables que lo componen presenta rezagos en su publicación. En este sentido, el uso de otras metodologías, como es el caso de los modelos de factores dinámicos, presentan una solución a este problema práctico.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera: la sección 2 presenta una breve revisión de literatura sobre el tema de los indicadores de actividad, la sección 3 detalla la

¹ División de Análisis de Coyuntura, Departamento de Programación Monetaria y Estudios Económicos. Para preguntas y comentarios escribir a ma.jimenez@bancentral.gov.do, n.lopez@bancentral.gov.do y mm.ramirez@bancentral.gov.do. Los autores agradecen los comentarios de Francisco Ramírez de León y Fidias Díaz del Departamento de Programación Monetaria y Estudios Económicos.

metodología usada para la construcción de los indicadores compuestos sectoriales, la sección 4 está dedicada a la descripción de los datos utilizados mientras la sección 5 analiza los principales resultados, y la sección 6 presenta las conclusiones.

II. Revisión de literatura

Los análisis más importantes acerca de los ciclos económicos se basan en los trabajos de Stock y Watson (1989). En su investigación, describen los ciclos económicos como el co-movimiento entre distintas variables relacionadas a la actividad económica. Sugieren que para un mejor estudio de estos, se debe construir un indicador coincidente, el cual es una estimación del valor de una variable no observable que es común a las distintas series que componen el ciclo. Para estimar este elemento común, formulan un modelo de factores de dinámicos utilizando el filtro de Kalman.

Para la selección de las variables que se utilizarán en la construcción del indicador coincidente, la metodología comúnmente utilizada es la desarrollada por la Oficina Nacional de Investigación Económica (NBER, por sus siglas en inglés). En esta metodología, luego de ser filtradas las series, se analizan los estadísticos multivariados (coherencia, correlación cruzada, rezagos, etc.) para clasificarlas en coincidentes, adelantadas o rezagadas con relación a una serie de referencia, e.g. un Índice de Actividad Económica, Indicador de producción industrial o el PIB. Para el caso de El Salvador, Fuentes y Salazar (2009) utilizaron esta metodología y seleccionaron 27 variables consideradas como coincidentes, al ser comparadas con el PIB trimestral. Sin embargo, el comportamiento de estas variables no es uniforme en el tiempo.

La metodología de Stock y Watson (1989) también es utilizada por Mariano y Murasawa (2004), quienes seleccionan series de empleo, ingresos personales, ventas de manufactura y el índice de producción industrial, y construyen un indicador coincidente para la economía de Estados Unidos mediante un modelo estado-espacio. Este indicador resulta ser una estimación del PIB real que, en este caso, se utiliza como serie de referencia para la evaluación del indicador.

En esa misma línea, Melo y Nieto (2001) construyen un indicador coincidente para Colombia, incorporando modificaciones a la metodología de Stock y Watson (1989). A diferencia de estos últimos, buscan obtener la propiedad de estado de equilibrio del modelo y permiten que las variables utilizadas estén cointegradas. En general, utilizan variables provenientes de las encuestas de opinión, variables monetarias, entre otras. Concluyen que el índice coincidente concuerda con los hechos más relevantes de la economía, presentando un comportamiento similar al del Producto Interno Bruto (PIB).

Otra técnica utilizada para la construcción de indicadores coincidentes es la metodología de componentes principales. Stock y Watson (1999) la utilizan para construir un índice que permite pronosticar la inflación de Estados Unidos, obtenido del componente principal de un conjunto de series de actividad económica. Este índice sirve como modelo para la construcción del Índice de Actividad Nacional de la Reserva Federal de Chicago (CFNAI, por sus siglas en inglés).

El CFNAI es el componente principal de 85 series. El índice está construido con series de producción e ingresos, empleo, consumo personal y datos de las ventas, pedidos e inventarios. Debido a que las series mensuales, en general, son volátiles, para realizar el análisis y comparación del ciclo económico se considera más conveniente utilizar el promedio móvil de tres meses (CFNAI-MA3). El CFNAI es considerado un indicador coincidente de las contracciones y expansiones económicas. Investigaciones de Stock y Watson (1999), Evans et al. (2002), y Brave y Butters (2014), han mostrado que índices como el CFNAI proporcionan información importante acerca del curso presente y futuro de la actividad económica y la inflación de Estados Unidos. Acevedo (2013), se basa en los trabajos de la Reserva Federal de Chicago para desarrollar indicadores cíclicos del IMAE para Nicaragua. Concluye que el primer componente principal obtenido con esta metodología, resulta ser un indicador de alerta temprana del ciclo económico.

III. Metodología Empírica

La estimación de los Indicadores de Actividad Económica presentados en este trabajo se realizan utilizando como referencia el trabajo de Stock y Watson (1999), cuya estrategia consiste en dos etapas: 1) selección de series de tiempo representativas de cada sector que tengan una alta correlación con la actividad real representada por el Indicador Mensual de Actividad Económica del sector agropecuario, el sector servicios y, para el caso del sector industrias, por el PIB industrial;² 2) extracción del movimiento común de las series mediante el uso de componentes principales.

Al utilizar el análisis de componentes principales, un grupo de q variables originales correlacionadas que poseen información común son transformadas en un conjunto de series que no tiene repetición de la información, y no están correlacionadas entre sí, llamadas componentes principales. Los componentes principales son combinaciones lineales del grupo de variables originales y se ordenan según la importancia de explicar la variabilidad total de la información, donde el primer componente principal es el que más explica la variabilidad total de las series.³

Sean $X_{it} = [x_{1t}, \dots, x_{nt}]$ vectores con n indicadores observados mensualmente, estandarizados con media cero y varianza 1, y correlacionados con la actividad real de cada sector donde se asume que dichos indicadores siguen un proceso estacionario $X_{it} \sim I(0)$.

Para estimar el Indicador de Actividad Económica de los sectores industria, servicios y agropecuario, se procede a extraer el movimiento común mediante el análisis de componentes

² La serie de referencia predilecta para la comparación del IAE-I debiera ser el IMAE del sector industria, ya que ambos indicadores están en frecuencia mensual. No obstante, dado que no existe un IMAE industrial, se toma como serie de referencia el PIB de industrias.

³ Esta explicación puede ser hallada en material docente relacionado a componentes principales del profesor Juan Miguel Marín, catedrático de la Universidad Carlos III. Recuperado de: <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/AMult/tema3am.pdf>.

principales computados sobre la matriz de correlaciones ordinarias denotadas por la siguiente expresión:

$$x_{it} = \lambda_i F_t + U_{it},$$

donde x_{it} es el indicador relacionado a la actividad real de cada sector i , λ_i es el factor de carga que explica la relación entre cada serie y el componente principal, F_t es el primer componente principal que captura el movimiento común de las series de interés, y constituye una variable no observable que representa el estado de la actividad económica de cada sector, U_{it} es el componente idiosincrático de las series.

Para sintetizar la información de cada grupo de series, se elige el primer componente principal debido a que, por construcción, es el que explica la mayor proporción de la varianza total de las series.

En resumen, se siguen seis pasos para la construcción del indicador:

- 1) Selección de los indicadores que tengan alta correlación con la actividad real.
- 2) Al indicador seleccionado se le aplica una prueba de Dickey Fuller Aumentado (ADF, de sus siglas en inglés) para determinar si las series son estacionarias.
- 3) Si las series son no estacionarias, se les aplica una transformación (e.g. diferenciación, tasas de crecimiento interanual).
- 4) Se estandarizan las series, de tal manera que tengan media cero y varianza 1.
- 5) Se computa el primer componente principal de todas las series seleccionadas como factor común que resume los movimientos de las series.
- 6) Al primer componente principal, se le aplica un promedio móvil con una ventana de tres meses para suavizar el indicador.

IV. Datos

En esta sección se detalla las características y fuentes de los datos usados para la construcción de los diversos índices sectoriales. De manera general, se inicia el análisis con todas las series disponibles relacionadas al sector y luego se descartan aquellos indicadores que no aumentan la proporción total de la varianza explicada o que su factor de carga no tiene el signo esperado. Adicionalmente, las series nominales (como ventas y préstamos, por ejemplo) son deflactadas por el Índice de Precios al Consumidor, de manera que se presenten en términos reales. Finalmente, es importante destacar que el Índice Mensual de Actividad Económica de cada sector (IMAE del sector servicios y del agropecuario) solo se utiliza como punto de comparación con el indicador, pero el mismo no forma parte del conjunto de series utilizadas para la construcción del indicador sectorial.

4.a Sector Servicios

Las series que componen el indicador de actividad económica del sector servicios pueden ser divididas en cuatro bloques: sector turismo, agregados crediticios, tasas de interés, y ventas del

sector servicios. El bloque del sector turismo está compuesto por las series de tasa de ocupación hotelera y la llegada de no residentes por la vía aérea a la República Dominicana. El bloque de agregados crediticios está compuesto por las series de préstamos al sector privado, al sector comercio y al sector de hoteles. El bloque de tasas de interés utiliza las tasas de interés del sector comercio, mientras que las ventas del sector hotelero, del sector comunicaciones, de vehículos, entre otras, conforman el bloque de las ventas del sector.

En resumen, para la construcción del IAE-S se consideraron un total de 25 series en frecuencia mensual, la cual fue reducida a 12 indicadores luego de un proceso de análisis y selección de indicadores.

4.b Sector Industrial

El sector industrial está compuesto por tres bloques: manufactura, construcción y minería. De esta forma, el IAE-I incluye series que representan las condiciones de estos sectores. De manera similar al IAE-S, se inició el análisis incluyendo 22 series, de las cuales se seleccionaron 19 para la construcción del indicador. Estas series están disponibles en frecuencia mensual y la muestra utilizada parte desde enero 2008 hasta julio 2016.

El bloque de manufactura está compuesto por ocho series representativas del sector. Estas series incluyen indicadores suaves provenientes de la Encuesta de Opinión Empresarial del sector manufacturero y las ventas reales de la manufactura. En otro orden, el bloque construcción incluye cinco series, entre las cuales se encuentra la tasas de interés y préstamos reales a la construcción, la producción de cemento y de varilla, y las ventas reales del sector. El bloque de minería está compuesto por dos series: la tasa de interés del sector y el precio internacional del ferroníquel, uno de los principales productos de exportación del sector.⁴ Por último, series como la tasa de interés y los préstamos reales a las industrias, el precio del petróleo y la producción industrial de Estados Unidos, aunque mantienen una relación cercana con el sector industrial dominicano, no pertenecen a ninguno de los bloques mencionados anteriormente, por lo que conforman el bloque de otros.

4.c Sector Agropecuario

El sector agropecuario se compone de las actividades agricultura, ganadería, silvicultura y pesca. Para construir el IAE-A, se incluyeron un conjunto de variables de producción de distintos bienes pertenecientes a estas actividades, así como índices que agrupan estos bienes según su tipo. De igual manera, se incluyeron variables financieras para capturar el papel del crédito en el comportamiento del sector agropecuario. Inicialmente, el análisis se realizó con información de 45 variables relacionadas a la producción de bienes agropecuarios. Luego de ser sometidas a distintas pruebas, se eligieron las 9 variables que explican la mayor parte de la varianza entre el conjunto de variables estudiadas inicialmente y muestran un factor de carga positivo.

⁴ En el proceso de selección de las series para este sector se incluyeron los precios del oro y la plata, los otros dos principales productos mineros del país, pero no pasaron las pruebas para ser incluidas en el indicador.

Las variables utilizadas comprenden aquellas relacionadas a la producción pecuaria, tales como los volúmenes de producción de ganado bovino, porcino, pollo y huevos. Por otra parte, la producción de bienes agrícolas se condensa en los indicadores de volumen de producción de guineos y en los índices de volumen físico de tubérculos, bulbos y raíces, y de vegetales de tallo y hoja. En cuanto a las variables de carácter financiero, se incluyen los préstamos reales del sector privado y la tasa de interés activa al sector agrícola. Las variables tomadas en cuenta para el análisis se encuentran con frecuencia mensual, para el periodo enero 2008 hasta junio 2016 y se obtuvieron en el Banco Central de la República Dominicana. Exceptuando la tasa de interés activa del sector agrícola, la cual se utilizó sin aplicarle ningún tipo de transformación, al total de variables se le aplicó la tasa de crecimiento interanual.

V. Resultados

5.a Sector Servicios

La Tabla 1 muestra los factores de carga de los indicadores que componen el IAE-S. Al analizar cada uno de los factores de carga, podemos visualizar que todas las variables, con excepción de la tasa de interés, muestran un factor de carga positivo, lo cual indica que tienen un comportamiento procíclico con relación a la actividad real. Nótese también, que los mayores factores de carga que contribuyen positivamente al indicador son mostrados por la variable ventas reales de vehículos, seguido las ventas y préstamos reales, ambos del sector comercio. La tasa de interés del sector comercio tiene un factor de carga negativo de 0.37, acorde con lo esperado y movimiento contracíclico a la actividad real.

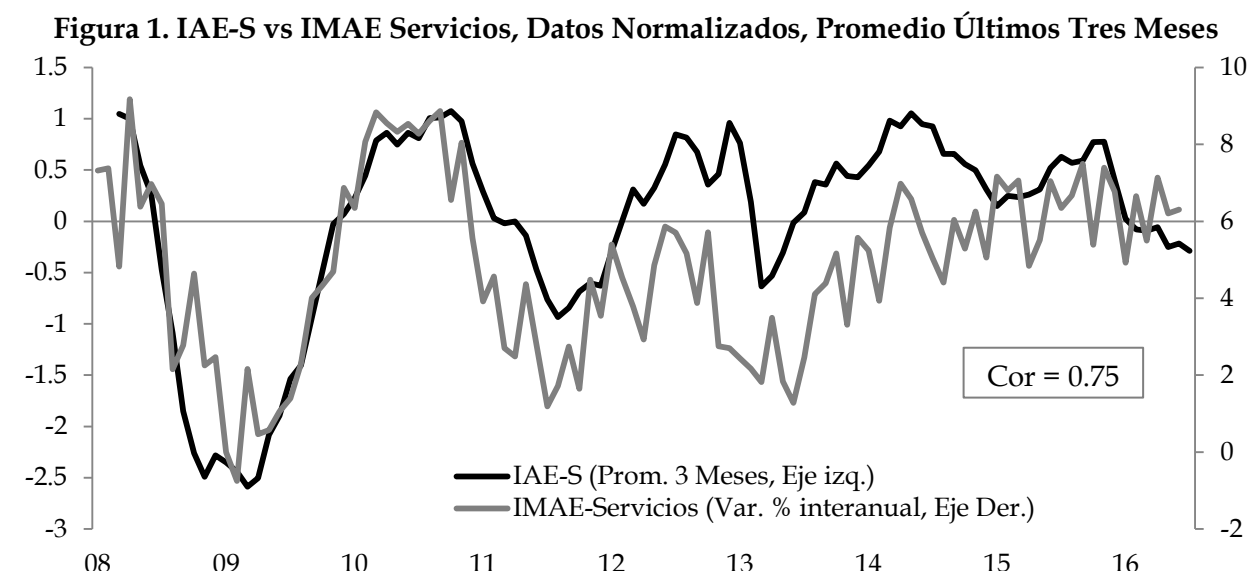
Tabla 1. Factores de Carga del IAE-S

Variables	Factores de Carga	Grupo
Tasa de Ocupación Hotelera	0.25	Turismo
Llegada de No Residentes (Flujo Turístico)	0.30	Turismo
Prést. SP Comercio Real	0.36	Agregados Crediticios
Prést. SP Hoteles Real	0.10	Agregados Crediticios
Ventas Reales Hoteles	0.30	Ventas Servicios
Ventas Reales Sector Comunicaciones	0.23	Ventas Servicios
Venta Vehículos Real	0.42	Ventas Servicios
Ventas Alquiler Viviendas	0.16	Ventas Servicios
Ventas Reales Comercio	0.37	Ventas Servicios
Ventas Reales Transporte	0.12	Ventas Servicios
Ventas Reales Otros Comercios	0.28	Ventas Servicios
Tasa de Interés Sector Comercio	-0.38	Tasas de interés

Fuente: Elaboración Propia.

El IAE-S y el Indicador Mensual de Actividad Económica del Sector Servicios (IMAE-S) se muestran en la Figura 1, en la cual se evidencia que el IAE-S es capaz de explicar la desaceleración y posterior recuperación del sector servicios, producto de la crisis financiera internacional. En efecto, durante el periodo comprendido entre 2008 y 2009, las condiciones del

sector servicios fueron más restrictivas que el promedio, siendo esta desaceleración explicada en mayor medida por la contracción en las ventas reales del sector servicios y la dinámica alcista de las tasas de interés del sector comercio. Note que el IAE-S y el IMAE-S tienen una correlación de 75%.



Fuente: Elaboración propia.

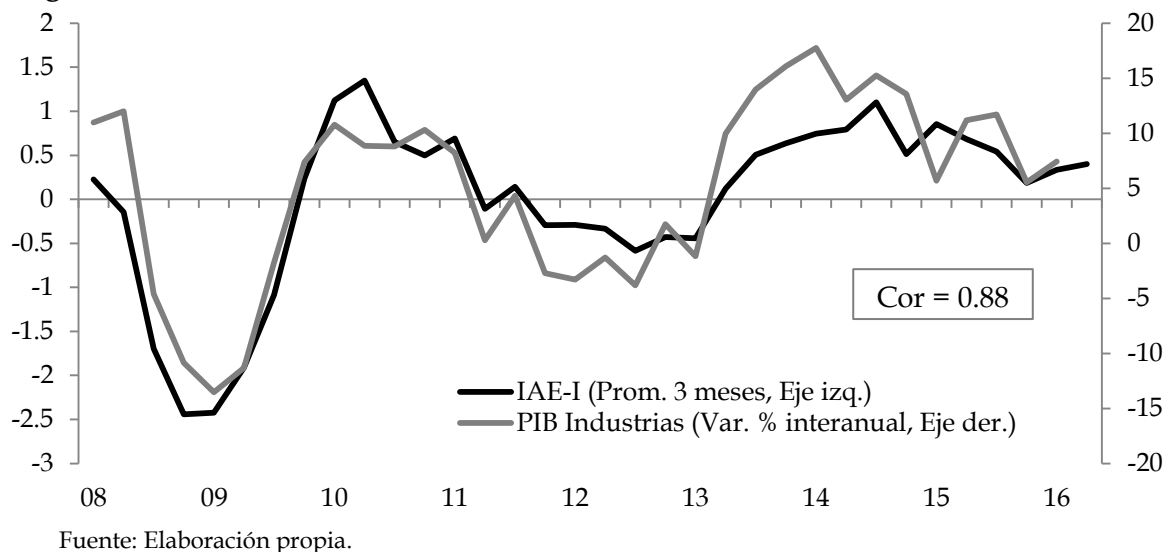
Es importante destacar que el IAE-S es susceptible a cambios en las series que los componen, debido a revisiones en los datos. Tal es el caso de las series que corresponden al bloque de ventas reales del sector servicios. Por la característica de estos datos, y debido a que son series construidas en base a las declaraciones de impuestos que hacen los empresarios al gobierno, el indicador es sensible a interpretaciones sobre el estado del sector servicios al hacer análisis de coyuntura (i.e. la fecha más reciente de actualización con nuevos datos). Dicho de otro modo, a medida que llega nueva información de los contribuyentes por concepto de impuestos, las series de ventas experimentan revisiones al alza o la baja que podrían afectar la interpretación del indicador.

5.b Sector Industrial

En el caso del IAE-I, los resultados de las estimaciones de los factores de carga de cada variable se presentan en la Tabla A1. En términos absolutos, la tasa de interés promedio ponderada del sector construcción muestra el factor de carga de mayor tamaño (-0.33), seguido de cerca por el correspondiente a la tasa de interés del sector industrial (-0.32).

La Figura 2 presenta el IAE-I construido a partir de las variables discutidas anteriormente y la tasa de crecimiento interanual del PIB real del sector industrial. Como se puede observar, el indicador captura la caída de la actividad industrial fruto de la crisis financiera internacional del 2008 y el período expansivo observado desde 2013. Además, se observa que el IAE-I presenta movimientos cíclicos muy parecidos a los del PIB industrial, observación que es reforzada por la alta correlación entre estas series, la cual alcanza un 88%.

Figura 2. IAE-I vs PIB industrial, Datos Normalizados, Promedio Últimos Tres Meses



5.c Sector Agropecuario

Los factores de carga de las variables que componen el IAE-A se presentan en la Tabla 3. Al analizar estos factores, se puede observar que los préstamos reales al sector agrícola muestran el mayor factor de carga (0.44). Este indicador es seguido por los volúmenes de producción de huevos y guineos, ambos presentando factores de carga de 0.41.

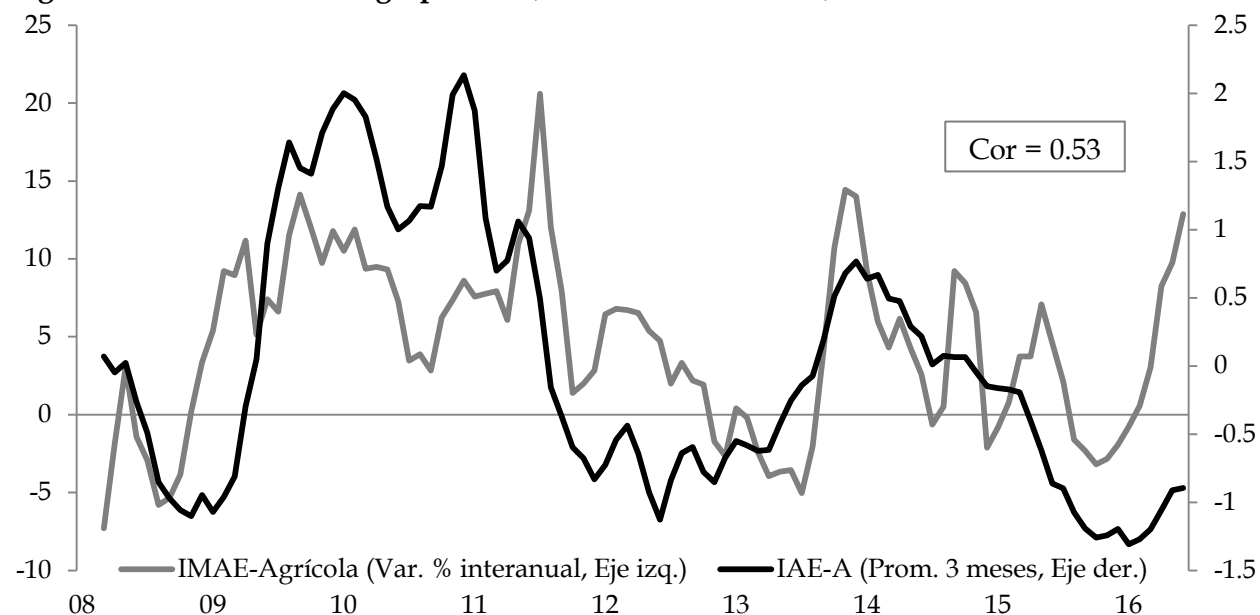
Tabla 3. Factores de Carga del IAE-A

Indicador	Factor de Carga	Grupo
Volumen de Producción de Ganado Bovino	0.32	Producción Pecuaria
Volumen de Producción de Ganado Porcino	0.08	Producción Pecuaria
Volumen de Producción de Pollo	0.35	Producción Pecuaria
Volumen de Producción de Huevos	0.41	Producción Pecuaria
Volumen de Producción de Guineos	0.41	Producción Agrícola
Índice de Volumen Físico Tubérculos, Bulbos y Raíces	0.26	Producción Agrícola
Índice de Volumen Físico Vegetales de Tallo y Hoja	0.23	Producción Agrícola
Préstamos Reales Sector Privado al Sector Agrícola	0.44	Préstamos Sector Privado
Tasa de Interés Activa Sector Agrícola	-0.35	Tasa de Interés

Fuente: Elaboración propia.

Al observar la Figura 3, que compara el indicador agropecuario estandarizado con la tasa interanual del IMAE agrícola original, se evidencia el co-movimiento de ambas series. En general, los períodos en los que el sector agrícola se encuentra expandiéndose, el indicador muestra un comportamiento expansivo, y de igual manera en el caso contrario.

Figura 3. IAE-A vs IMAE Agropecuario, Datos Normalizados, Promedio Últimos Tres Meses



Fuente: Elaboración propia.

Es importante destacar que el hecho de que el indicador se encuentre en terreno negativo no significa que el sector agropecuario se encuentra en recesión. Esto se debe a que, para la construcción del IAE-A, solo se incluyeron un conjunto de variables representativas y no necesariamente aquellas con una alta ponderación en el IMAE del sector. Cuando variables con alta ponderación en el IMAE agrícola crecen de manera significativa, si no están dentro del conjunto de variables utilizadas para la construcción del indicador, el mismo no reflejará el cambio de manera tan oportuna.

VI. Conclusiones

En este trabajo se introduce la creación de indicadores de actividad económica para el sector servicios, industrial y agropecuario contruidos para la República Dominicana. Entre los resultados obtenidos, se destaca que los indicadores contruidos tienen una alta correlación al compararse con sus respectivas series de referencia (i.e. el Indicador de Actividad Económica del sector servicios y el PIB del sector Industrial) y, en menor medida, con el IMAE del sector agropecuario, siendo éstos capaces de captar los episodios de desaceleración y recuperación experimentados en los sectores de actividad económica que representan.

Con relación a la utilidad que ofrecen estos indicadores compuestos para el análisis de la coyuntura doméstica de la actividad real, es necesario destacar que no contienen el Indicador Mensual de Actividad Económica dentro del conjunto de series que los componen. Por lo tanto, ofrecen una ventaja al estar disponibles de manera oportuna y proveen una señal de la dirección de la actividad económica antes de la publicación de los datos del sector real de la economía.

Finalmente, con miras a ampliar el estudio de los indicadores compuestos desarrollados en este trabajo, se requiere de un análisis adicional para determinar si éstos tienen un comportamiento

rezagado, coincidente o adelantado con relación a las series de referencia de los sectores de actividad económica que representan.

Referencias

Acevedo, I. (2013). "Indicadores Cíclicos del IMAE." Documento de Trabajo No. 026. Banco Central de Nicaragua.

Brave, S.A. y Butters, R.A. (2014). "Nowcasting using the Chicago Fed National Activity Index." Economic Perspective, Federal Reserve Bank of Chicago, Vol. 38, pp. 19-37.

Evans, C.L., Liu, C.T, y Pham-Kanter, G. (2002). "The 2001 recession and the Chicago Fed National Activity Index: Identifying business cycle turning points." Economic Perspective, Federal Reserve Bank of Chicago, Vol. 26, pp. 26-43.

Fisher, J. (2000). "Forecasting inflation with a lot of data." Chicago Fed Letter, Federal Reserve Bank of Chicago, No.151.

Fuentes, J. y Salazar, R. (2009). "Cálculo de un Indicador Coincidente y Adelantado de la Actividad Económica Salvadoreña." Banco Central de Reserva de El Salvador.

Mariano, R.S. y Murasawa, Y. (2004). "Constructing a coincident index of business cycles without assuming a one-factor model." SMU Economics & Statistics Working Paper Series, Paper No. 22-2004. Singapore.

Melo, L.F. y Nieto, F. (2001). "Un índice coincidente para la actividad económica colombiana." Borradores de Economía, Banco de la República, No. 195.

National Bureau of Economic Research (NBER) (2013). "Background on the Chicago Fed National Activity Index."

Stock, J. y Watson, M. (1989). "New Indexes of Leading and Coincident Economic Indicators." NBER Macroeconomics Annual, Vol. 4, pp. 351-395.

Stock, J. y Watson, M. (1999). "Forecasting inflation." Journal of Monetary Economics, pp. 293-335.

Anexos

Tabla A1. Factores de Carga IAE-I

Indicador	Factor de Carga	Grupo
Ventas reales manufactura	0.18	Manufactura
Indicador de expectativas de precios EOE*	0.11	Manufactura
Indicador de expectativas de producción EOE*	0.27	Manufactura
Indicador de expectativas de la situación económica EOE*	0.26	Manufactura
Índice de Confianza Industrial	0.26	Manufactura
Índice de Clima Empresarial	0.30	Manufactura
Indicador de Inventarios EOE*	-0.11	Manufactura
Indicador de Producción EOE*	0.18	Manufactura
Tasa de interés promedio ponderado sector construcción	-0.33	Construcción
Producción de Cemento	0.29	Construcción
Producción de Varilla	0.22	Construcción
Ventas reales sector construcción	0.12	Construcción
Préstamos reales al sector construcción	0.09	Construcción
Precio del Niquel	0.23	Minería
Tasa de interés promedio ponderado sector minería	-0.12	Minería
Tasa de interés promedio ponderado sector industrias	-0.32	Otros
Préstamos reales al sector industrias	0.30	Otros
Índice de precio de petróleo	0.09	Otros
Índice de producción industrial de Estados Unidos	0.28	Otros

*EOE: Encuesta de Opinión Empresarial.

Fuente: Elaboración propia.

Determinantes del Riesgo Soberano en la República Dominicana

Por: José Manuel Michel y Fidias Díaz⁵

I. Introducción

El estudio del riesgo soberano es fundamental, ya que permite determinar cuáles factores tienen incidencia en el costo de la deuda pública y en la probabilidad de que el estado entre en una situación de impago. Su análisis es de vital importancia para un manejo adecuado de la política fiscal. El resultado fiscal, unido a una política adecuada de endeudamiento o acumulación de activos por parte del estado, puede ser un instrumento de política fiscal que ayude a la economía a superar las etapas de recesión económica o invertir de manera óptima los excedentes generados en un periodo de expansión económica.

Por consiguiente, conocer los riesgos del endeudamiento público es importante para un banco central debido a que un mayor riesgo soberano, en una etapa de recesión económica, hace necesario una política monetaria más intensa. Específicamente, bajo el Esquema de Metas de Inflación (EMI), un banco central podría inclinarse hacia una mayor reducción de Tasa de Política Monetaria (TPM) para salir de una recesión.

En este contexto, esta investigación tiene como objetivo determinar cuáles factores tienen incidencia sobre el riesgo soberano en el corto y largo plazo. Dentro estos factores están la Deuda Pública/PIB, el cociente Exportación/PIB, la razón Inversión/PIB, el Tipo de Cambio Real y la Tasa de Interés Pasiva a 360 días, que son los más utilizados en la literatura económica. También, se toman en consideración la volatilidad cambiaria y la tasa de crecimiento de los precios del petróleo.

La presente investigación utiliza el método de Vectores de Corrección de Errores (VEC, por sus siglas en inglés) para estimar el modelo de determinantes de riesgo soberano siguiendo el trabajo de Johansen y Juselius (1990). Esta metodología tiene la ventaja de que arroja estimaciones consistentes en presencia de endogeneidad y permite estimar las relaciones para el largo y corto plazo, simultáneamente.

El resto del documento se divide como sigue. El capítulo II contiene una revisión de la literatura sobre el tema. El capítulo III describe los métodos de estimación utilizados, mientras que el capítulo IV contiene un análisis de la base de datos. Luego se analizan los resultados de la investigación en el capítulo V. Por último, el capítulo VI contiene las conclusiones del estudio.

⁵ División de Investigación Económica, Departamento de Programación Monetaria y Estudios Económicos. Para preguntas y comentarios escribir a j.michel@bancentral.gov.do y a f.diaz@bancentral.gov.do.

II. Revisión de literatura

En cuanto a los determinantes del riesgo soberano, un estudio que compara la fijación de precios de los préstamos bancarios y de los bonos en mercados internacionales, Edwards (1985) encontró que, tanto en los mercados de bonos y préstamos bancarios, la prima de riesgo país ha sido una función positiva de la relación deuda/producto una función negativa del ratio inversión/PNB. También se encontró que otras variables, como la relación entre las reservas y la cuenta corriente en el PNB, tuvieron el signo esperado (negativo), pero por lo general no eran significativas; el coeficiente de servicio de la deuda era, sin embargo, marginalmente significativo. Otro hallazgo fue que existen algunas diferencias en el proceso de determinación de las primas de riesgo país en el mercado bancario y bonos.

Grandes (2002) explora, a través de un modelo de vectores de corrección de errores, las dinámicas de corto plazo y largo plazo de la ecuación de sostenibilidad de la deuda en Argentina y México en el período 1994-2000, con el fin de evaluar qué tan importante ha sido el papel desestabilizador de los altos márgenes. Las principales conclusiones son que los cambios permanentes en las variables fundamentales tienen mayor incidencia en la sostenibilidad de la deuda, aunque los efectos de contagio siguen siendo significativos y que el déficit del sector público no es sostenible (aumento de la carga de intereses), sumado al crecimiento económico insuficiente y las primas de riesgo excesivas muestran haber desencadenado una dinámica explosiva de la deuda.

Por otro lado, Thuraissamy et al. (2008) investigan los determinantes de los cambios de diferenciales de crédito a través de variables derivadas de la teoría estructural y macroeconómica y encuentran los siguientes resultados: un factor de activos y otro de tipo de interés - consistentes con los modelos estructurales de la fijación de precios de diferenciales de crédito; factores de tipo de cambio - consistentes con los determinantes macroeconómicos; y la pendiente de la curva de rendimiento -coherente con un efecto del ciclo económico. La significancia estadística del factor tipo de cambio puede ser atribuida a la prima de riesgo soberano exigida por los inversionistas antes de comprar estos bonos. También encuentran efectos significativos al modelar retornos de los diferenciales con un modelo autorregresivo de promedio móvil (ARMA) que indica un grado de inercia asociado a la fijación de precios de los diferenciales de la deuda soberana en estos mercados emergentes.

Hilscher y Nosbusch (2010) se enfocan en la determinación de la capacidad explicativa que posee la volatilidad de las variables macroeconómicas fundamentales sobre la variación de los diferenciales de rendimiento soberanos. Utilizando un modelo de datos de panel para 31 países, encuentran que estos fundamentos tienen efectos estadística y económicamente significativos en los diferenciales y éstos tienden a ser más altos para los países que recientemente han experimentado choques de términos de intercambio adversos, mientras que los países que han visto mejorar sus términos de intercambio tienden a tener menores diferenciales. También encuentran que la volatilidad de los términos de intercambio tiene un efecto significativo sobre los diferenciales.

Con el fin de controlar por los factores globales, ellos incluyen la volatilidad implícita del índice S&P 500, el rendimiento del Tesoro de EE.UU. a 10 años, y la diferencia entre la tasa Libor a 3 meses y la tasa del Tesoro a 3 meses. Ellos encuentran que los factores globales son realmente importantes. Sin embargo, encuentran que los fundamentos específicos de cada país (como los términos de intercambio y su volatilidad, y años desde el más reciente incumplimiento de pago) tienen poder explicativo importante, incluso después de controlar por factores globales.

Baldacci et al. (2011) analizan la forma en que factores políticos y fiscales interactúan con las condiciones financieras mundiales mediante la construcción de una medida comprehensiva del riesgo político y la introducción de las variables fiscales para explicar el comportamiento de los diferenciales, utilizando un modelo de datos de panel con una muestra de 46 economías emergentes. Sus resultados muestran que los niveles más bajos de riesgo político se asocian con diferenciales reducidos, en particular durante las crisis financieras. Los resultados también indican que la consolidación fiscal reduce considerablemente los diferenciales de crédito, especialmente en los países que tienen condiciones fiscales iniciales más débiles. Una inversión pública alta contribuiría a reducir los márgenes, siempre y cuando no aumente el déficit fiscal.

III. Metodología

El riesgo soberano hace referencia a la posibilidad de que un estado no pueda cumplir con el pago de algún acreedor. Para los países en vías de desarrollo, la empresa JP Morgan Chase calcula el Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBI, por sus siglas en inglés). El EMBI se define como la diferencia entre la tasa de interés que pagan los bonos en dólares, emitidos por países subdesarrollados, y los Bonos del Tesoro de Estados Unidos, los cuales se consideran ser libres de riesgo.

La serie del EMBI es una realización de un proceso estocástico que contiene un conjunto de información y un ruido blanco. El conjunto de variables macroeconómicas que explican el comportamiento del EMBI se compone de los cocientes Deuda Pública/PIB, Exportación/PIB, Inversión/PIB, el Tipo de Cambio Real y la Tasa de Interés Pasiva. Estas variables pueden tener un efecto en el corto plazo y otro efecto en el largo plazo sobre el EMBI. Además, puede existir endogeneidad, lo que significa que las variaciones en el EMBI pueden impactar en una o más de estas variables. Se asumen como exógenas, la volatilidad del tipo de cambio y la tasa de variación de los precios del petróleo.

Por las razones expuestas en el párrafo anterior la metodología econométrica apropiada son los modelos de vectores de corrección de errores (VEC). Esta metodología permite identificar la relación de largo plazo entre el EMBI y sus fundamentos por medio de vector de cointegración. En este contexto, un modelo VEC tiene la siguiente estructura:

$$(1) \quad \Delta X_t = \pi X_{t-1} + \sum_{i=1}^{t-k+1} \tau \Delta X_{t-i} + \varphi D_t + \varepsilon_t \quad (t = 1, \dots, T),$$

donde X_t es un vector que contiene al EMBI y al conjunto de variables endógenas ; D_t variables exógenas; ε_t , los residuos que son independientes siguen una distribución normal multivariada con media cero y varianza (Λ); π , es una matriz de dimensión $p \times p$, donde p es la dimensión del vector de variables endógenas X_t . El supuesto de normalidad e independencia estadística permite estimar consistentemente, por máxima verosimilitud, la matriz π que contiene las relaciones de largo plazo. El número de relaciones de cointegración o de largo plazo lo determina el rango de la matriz π :

- i) $\text{Rango}(\pi) = p$, si la matriz π tiene rango completo, indicando que el vector de X_t sigue un proceso estacionario. En otras palabras, todas las variables son estacionarias.
- ii) $\text{Rango}(\pi) = 0$, que implica ausencia de cointegración y se puede estimar un vector autorregresivo (VAR) en primeras diferencias.
- iii) $0 < \text{Rango}(\pi) < p$, muestra evidencia a favor de la hipótesis de cointegración. Por ende, la matriz π se puede factorizar en $\alpha\beta$, donde β es el vector de coeficientes de la relación de largo plazo. En tanto, α simboliza el vector de coeficientes de ajuste al equilibrio.

El rango de la matriz indica el número de vectores de cointegración o relaciones de largo plazo. La matriz π no es observable, por tal razón, se debe inferir su rango a partir de información muestral. Siguiendo a Johansen (1988), el rango de π se infiere con el estadístico de traza que se define como sigue:

$$(2) \quad \lambda_{\text{Traza}}[H(r+1)|H(r)] = -T \sum_{i=r+1}^p \log(1 - \tilde{\lambda}_i).$$

Con el contraste de la traza podemos establecer estadísticamente el número de relaciones de cointegración. Bajo la hipótesis nula de r vectores de cointegración podemos contrastar la hipótesis alternativa de que el número de vectores de cointegración es mayor que r . La hipótesis nula se satisface cada vez que hay evidencia a favor de $\lambda = 0$. Este contraste se aplica de manera secuencial, de forma tal que se pueda rastrear el número de vectores de cointegración.

IV. Análisis de la base de datos

Al observar el comportamiento del indicador de riesgo país (ver Figura A1) se evidencian aumentos importantes en los años 2004 y 2009 que podrían ser explicados, primeramente, por la emisión de bonos soberanos y a la contracción del producto durante la crisis bancaria 2003-2004, y la crisis financiera global de 2008. El EMBI alcanza su nivel máximo de 17.3% al cierre del primer semestre de 2004 y su valor mínimo de 1.6 en el segundo trimestre de 2007.

Es de esperarse que las variaciones en la deuda pública se reflejen en los movimientos del EMBI en igual dirección, por lo que los eventos mencionados en el análisis previo también se presentan para la deuda pública. Sin embargo, llama la atención la caída que experimenta el cociente deuda pública sobre PIB en el primer trimestre de 2005 (ver Figura A2). Esta reducción

interanual y trimestral de alrededor de 22% se debió, principalmente, al límite superior fijado para los desembolsos externos en el acuerdo con el FMI de ese mismo año. Este cociente alcanza su nivel mínimo de 30.9% en el primer trimestre de 2008, momento a partir del cual sigue una clara tendencia creciente.

En cuanto al cociente exportaciones sobre PIB (ver Figura A3), se evidencia una disminución marcada al pasar de 50.2% en inicios de 2004 hasta 31.6% al finalizar el mismo año. Esto puede ser explicado por la recuperación de la economía dominicana de la crisis bancaria y por la fuerte apreciación del tipo de cambio real durante 2004. Es claro el comportamiento estacional que sigue la serie, obteniendo picos y valles en los primeros y últimos trimestres, respectivamente, de cada año a partir de 2006.

A partir de la Tabla A1 de estadísticas descriptivas se puede ver que durante el periodo de evaluación el ratio inversión/PIB osciló entre 13.2% y 21.1%, cuyo valor máximo se alcanza al cierre de 2007, previo a la crisis financiera global. Asimismo, promedió 16.3% con variaciones rondando los 1.88 puntos porcentuales respecto a dicho promedio. Por otro lado, el tipo de cambio efectivo real, muestra que, en promedio, el peso dominicano ha estado depreciado respecto al dólar durante el periodo del estudio. Los valores máximo y mínimo del tipo de cambio real fueron alcanzados en el primer semestre de 2004 y el primer trimestre de 2005, respectivamente, y las variaciones promedio en términos de índice han sido relativamente bajas.

V. Resultados de la estimación

Este capítulo presenta los resultados de las estimaciones del VEC. El primer paso consiste en elegir uno de los cuatro modelos sugeridos en el artículo de Johansen y Juselius (1990); en el presente documento se eligió el modelo que tiene constante tanto en la matriz π como en el VAR, y que no tiene tendencia. Luego se estima de manera no restrictiva este modelo y, una vez contrastadas las hipótesis de normalidad, ausencia autocorrelación e identidad distributiva en los residuos, se definió, con el contraste de la traza, el número vectores de cointegración.

Siguiendo trabajos anteriores, como los trabajos originales de Johansen y Juselius, se estima un VEC con dos rezagos. En la Tabla 1 se presentan los resultados de las pruebas de especificación del modelo. En la misma se puede observar que no es posible rechazar las hipótesis nulas normalidad, ausencia de autocorrelación ni de homoscedasticidad de los residuos al 5%, ya que el valor de probabilidad supera el valor crítico de 0.05.

Tabla 1. Supuestos Clásicos

Prueba	Hipótesis nula	Estadístico	Valor probabilidad
Jarque-Bera	Normalidad conjunta	10.3	0.59
Breusch-Pagan-Godfrey	Homoscedasticidad	770.9	0.56
Breusch-Godfrey (cuatro rezagos)	Ausencia de autocorrelación	AR(1)=42.1	0.22
		AR(2)=34.4	0.54
		AR(3)=37.1	0.42
		AR(4)=47.9	0.09

Fuente: Elaboración propia.

Una vez confirmado el cumplimiento de los supuestos clásicos, se procede con la inferencia estadística sobre el rango de la matriz π , que es igual al número de vectores de cointegración. Estos se determinan mediante la prueba de la traza, cuyos resultados están contenidos en la Tabla 2. Esta prueba consiste en evaluar la hipótesis nula de que el rango de la matriz π sea igual a r , contra la alternativa de que el rango es mayor que r , donde $r = 0, 1, \dots, N$. El proceso de la prueba finaliza cuando no se rechaza la hipótesis nula. Como se puede observar la hipótesis nula no se rechaza cuando $r = 3$, indicando que existen tres vectores de cointegración.

Tabla 2. Contraste de Cointegración, Estadístico traza

Hipótesis Nula vectores de cointegración	Hipótesis Alternativa	Estadístico traza	Valor crítico al 5%	Valor prob.
$r = 0$	$r > 0$	165.2	95.8	0.0000
$r = 1$	$r > 1$	99.9	69.8	0.0000
$r = 2$	$r > 2$	57.9	47.9	0.0044
$r = 3$	$r > 3$	28.1	29.8	0.0768

Fuente: Elaboración propia.

Bajo la hipótesis nula de tres vectores de cointegración, se puede contrastar la hipótesis de exogeneidad débil. El objetivo de someter a prueba esta hipótesis, es determinar si se puede estimar la ecuación del EMBI, consistentemente, de forma uniecuacional por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Probar la exogeneidad débil es equivalente a contrastar la significancia conjunta de los coeficientes alpha (α) correspondientes a las desviaciones del EMBI de su relación de equilibrio, en las demás ecuaciones. Los resultados, presentados en la Tabla 3, indican que se rechaza la hipótesis de exogeneidad débil.

Tabla 3. Contraste de exogeneidad débil

Estadístico χ^2	Valor de probabilidad
37.87	0.0000

Fuente: Elaboración propia.

Una vez rechazada la hipótesis de exogeneidad débil, y por ende, descartado el modelo uniecuacional, se estima un VEC restringido siguiendo a Johansen y Juselius (1990). Las restricciones incorporadas a la matriz π se encuentran en el anexo. El primer vector de cointegración, resultado de esta estimación restringida, tiene las características esperadas en una ecuación de largo plazo del EMBI, y sus resultados están contenidos en la expresión tres:⁶

$$(3) \quad EMBI_t = -24.977 + \frac{0.276}{(3.100)} DP_t - \frac{1.056}{(-10.408)} Z_t + \frac{0.079}{(0.361)} I_t + \frac{0.337}{(9.230)} e_t + \frac{0.812}{(10.222)} R_t,$$

donde DP_t es la cociente stock Deuda Pública/PIB; Z_t , cociente exportación de bienes y servicios/PIB; I_t , cociente de inversión/PIB; e_t , Tipo de cambio real Bilateral US\$/RD\$ y R_t , tasa de interés pasiva a 360 días de la banca múltiple. Entre paréntesis se encuentran los

⁶ Los estadísticos t se encuentran entre paréntesis.

estadísticos t . Todos los coeficientes, a excepción del cociente de inversión, tienen los signos esperados y son significativos al 5%.

Si el stock de deuda aumenta en un punto porcentual del PIB, el $EMBI_t$ se incrementa en 0.276 puntos porcentuales, si los demás factores de largo plazo se mantienen constantes. En otras palabras, la diferencia entre la tasas de interés de los bonos soberanos emitidos por República Dominicana y los Bonos emitidos por los bonos del Tesoro de Estados Unidos se hace más grande. Por consiguiente, si el stock de deuda pública crece a un ritmo superior al del crecimiento económico, el costo del endeudamiento aumenta. Por el contrario, si el crecimiento de la deuda pública es inferior que el crecimiento económico, el costo del endeudamiento disminuye. Si la deuda crece al mismo ritmo que la economía, el nivel de riesgo país tiende a mantenerse.

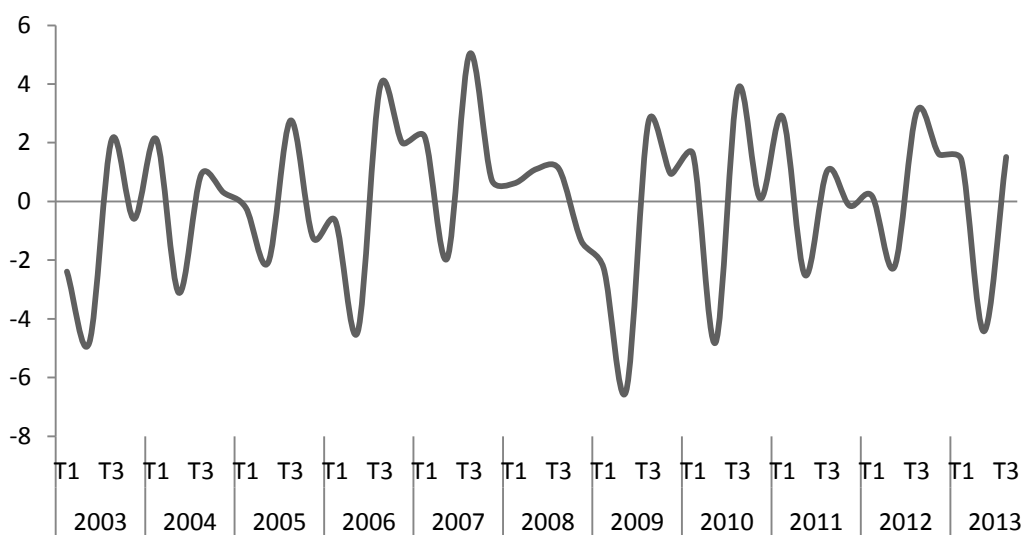
En República Dominicana el 65% de la deuda pública es externa, por ende, los ingresos de divisas mejoran la condición de pago de la economía. Por consiguiente, se espera que un aumento de las exportaciones de bienes y servicios disminuya el riesgo de impago y, por tanto, tenga un efecto negativo en el $EMBI_t$. Si el crecimiento de las exportaciones de bienes y servicios es superior que el crecimiento económico, implica que la participación de los sectores que generan divisas aumenta, lo que también provoca que la salida de divisas generada por el pago de servicios de la deuda tenga un menor efecto negativo en la economía. En otras palabras, la economía se hace menos vulnerable al pago de la deuda pública. Esto implica una menor probabilidad de impago de la deuda a largo plazo. El resultado de la estimación es coherente con este razonamiento, ya que arroja un coeficiente de -1.056, que se interpreta de la siguiente manera: un incremento de 1% de la participación de las exportaciones en el PIB genera una caída del EMBI de 1.056%, si los demás factores de mantienen constantes.

Un incremento del tipo de cambio real, por la manera en que está definido, implica una depreciación de la moneda nacional. Si asumimos que la elasticidad de las exportaciones al tipo de cambio real es inferior a uno, implica que el crecimiento en el volumen exportado, como resultado de una depreciación, es inferior a la disminución de los precios de las exportaciones en moneda extranjera (dólares), lo que genera una merma en los ingresos de divisas por concepto de exportaciones. Si, además, la deuda es contraída en moneda extranjera, una depreciación aumenta el valor en moneda nacional de la deuda que, unido a la disminución de los ingresos de divisas, deteriora la capacidad de pago de la economía. De aquí que sea razonable que el coeficiente del tipo de cambio real tenga signo positivo.

Un aumento de la tasa de interés pasiva en el mercado local genera un incremento de la tasa de retorno de los bonos públicos internos, lo que hace más atractivo los bonos externos, que generan un menor interés. El aumento de los bonos externos aumenta la participación de la deuda externa en la deuda total del Estado y, en consecuencia, aumenta el peso de la deuda en moneda extranjera, aumentando la vulnerabilidad del riesgo cambiario y, por tanto, el riesgo soberano.

Por otro lado, un aspecto interesante que se debe analizar del riesgo país es su comportamiento en el corto plazo, el cual se estima mediante el desalineamiento del EMBI de su relación de largo plazo o vector de cointegración. Durante el periodo de estudio, en promedio, el EMBI se ha mantenido alrededor de su tendencia de largo plazo. Durante el 2010, sin embargo, se observó el mayor distanciamiento de su nivel de largo plazo. Este resultado puede ser consecuencia de la crisis económica internacional.

Figura 1. Desalineamiento del Riesgo País



Fuente: Elaboración propia.

VI. Conclusión

Los resultados de esta investigación permiten afirmar que el comportamiento del riesgo soberano de República Dominicana, estimado por el EMBI, puede ser explicado mediante un VEC de dos rezagos. Este modelo pasa las pruebas de normalidad, ausencia de autocorrelación e identidad distributiva. Bajo estos supuestos, las estimaciones por máxima verosimilitud son consistentes y eficientes.

El contraste de la traza indica que existen tres vectores de cointegración, y además, se rechaza la hipótesis de exogeneidad en sentido débil. Esto es evidencia clara de existencia endogeneidad, lo que invalida los métodos uniecuacionales. Bajo la hipótesis de nula de cointegración y ausencia de exogeneidad se estima una versión restringida del modelo. La restricción consiste en eliminar del VEC los coeficientes de ajuste que no son significativos a los niveles convencionales. En otras palabras, quitar de los VEC aquellos desalineamientos que son significativos.

En este contexto, el primer vector de cointegración tiene las características esperadas en una ecuación de largo plazo de riesgo soberano. Esto implica que el cociente deuda PIB tiene un efecto positivo; es decir, mientras mayor es el peso de la deuda en el producto mayor es el riesgo al contraer nuevos préstamos. Asimismo, el aumento de las exportaciones mejora la

condición crediticia del estado, ya implica mayores ingresos de divisas (exportaciones). La inversión tiene un efecto positivo y no significativo en el riesgo país. Además, se observa un comportamiento alineado con la tendencia de largo plazo, determinada por el vector de cointegración.

Referencias

- Altman, E. I., y Rijken, H. A. (2011). "Toward a Bottom-Up Approach to Assessing Sovereign Default Risk." *Journal of Applied Corporate Finance*, 23(1), 20-31.
- Baldacci, E. y Gupta, S. y Mati, A., "Political and fiscal risk determinants of sovereign spreads in emerging markets," *Rev. Dev. Econ.*, vol. 15, 2011, 251-263.
- Bernoth, K., Erdogan, B. (2010). "Sovereign bond yield spreads: A time varying coefficient approach," *Journal of International Money and Finance* 31, 639-656.
- Caggiano, G. y Greco, L. (2012). "Fiscal and Financial Determinants of Eurozone Sovereign Spreads," *Università Degli Studi Di Padova "Marco Fanno" Working Paper No. 148.*
- Edwards, S. (1986). "The Pricing of Bonds and Bank Loans in International Markets: An Empirical Analysis of Developing Countries' Foreign Borrowing," *European Economic Review* 30(3): 565-89.
- Grandes, M. (2003). "Convergence And Divergence Of Sovereign Bond Spreads: Lessons From Latin America," mimeo.
- Gray, Dale F., Robert C. Merton, y Zvi Bodie. (2006). "A New Framework for Analyzing and Managing Macrofinancial Risks of and Economy," *Harvard Business School Working Paper*, No. 07-026, 2006.
- Hilscher, Jens, y Nosbusch Yves, (2010). "Determinants of Sovereign Risk: Macroeconomic Fundamentals and the Pricing of Sovereign Debt, *Review of Finance*," 14(2), 235-262.
- Johansen, S., (1988). "Statistical Analysis of Cointegration Vectors," *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 12, No. 2-3, 231-254.
- Johansen, S., y Juselius, K. (1990). "Maximum Likelihood Estimation and Inference on cointegration - with Applications to the Demand for Money," *Oxford Butxetln Of Economics and Statistics*, 52, 169-210.
- Martens, M., y Duyvesteyn, J. (2011). "Explaining and Predicting Sovereign Credit Risk with Exchange Rate Volatility," *SSRN working paper no. 1839470.*
- Thuraisamya, K. y Gannona, G. y Batten, J. (2008). "The Dynamics of Credit Spreads on Latin American Eurobonds."

Anexos

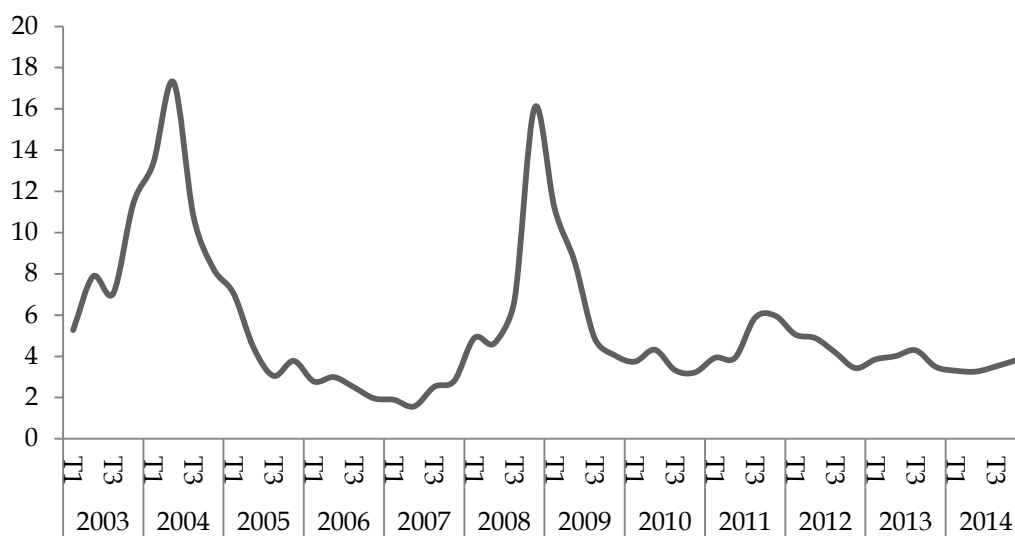
A1. Figuras y Tablas

Tabla A1. Resumen de estadísticas descriptivas

Estadísticos	EMBI	Deuda pública/ PIB	Exportaciones/ PIB	Inversión/ PIB	Tipo de cambio Real	Tasa de interés pasiva a 360 días
Promedio	5.44	37.93	29.37	16.33	102.03	18.85
Desviación estándar	3.52	4.72	7.23	1.88	14.92	6.94
Máximos	17.3	47.2	50.2	21.1	148.7	34.6
Mínimos	1.6	30.9	19.2	13.2	90.3	9.7

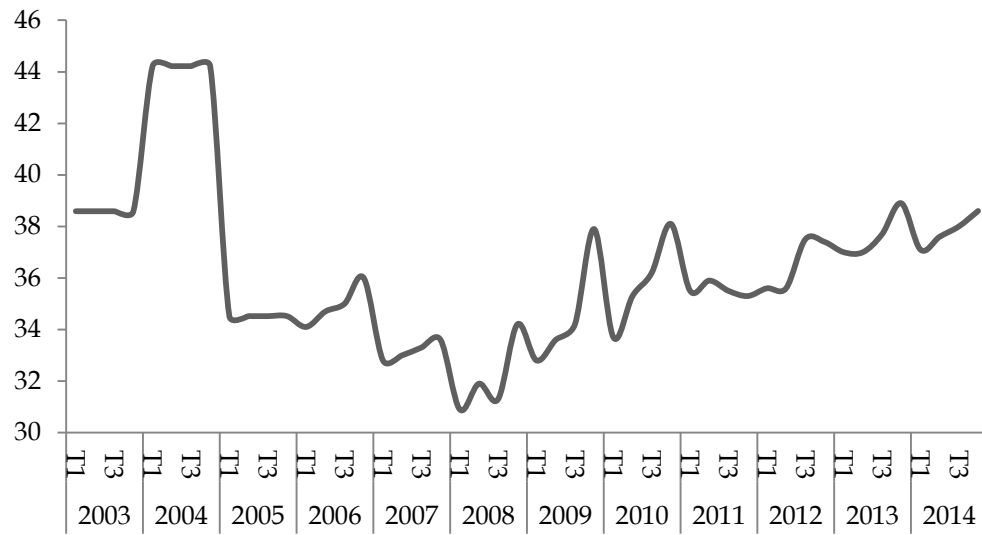
Fuente: Elaboración propia.

Figura A1. Emerging Market Bond Index (EMBI-RD)



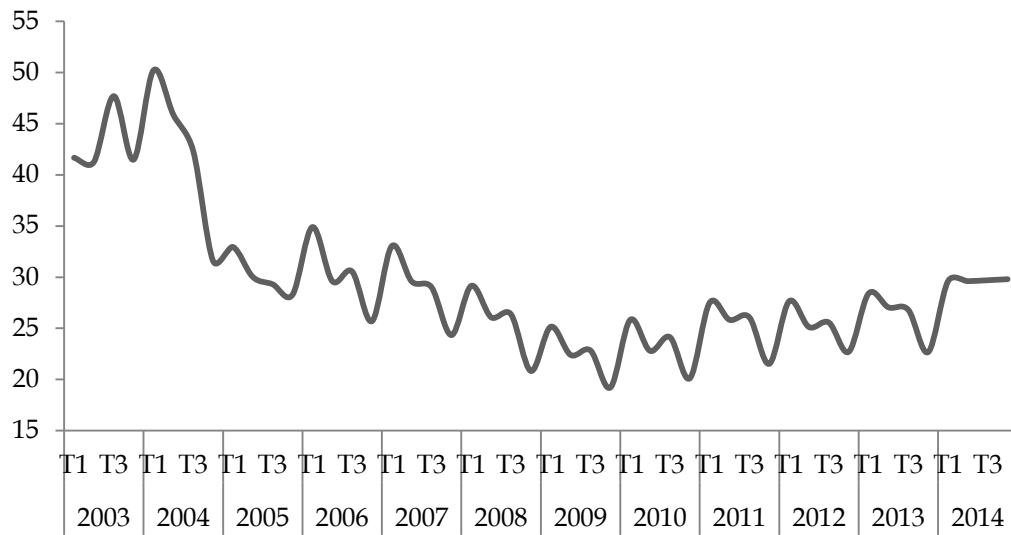
Fuente: Elaboración propia.

Figura A2. Cociente Deuda Pública/PIB (%)



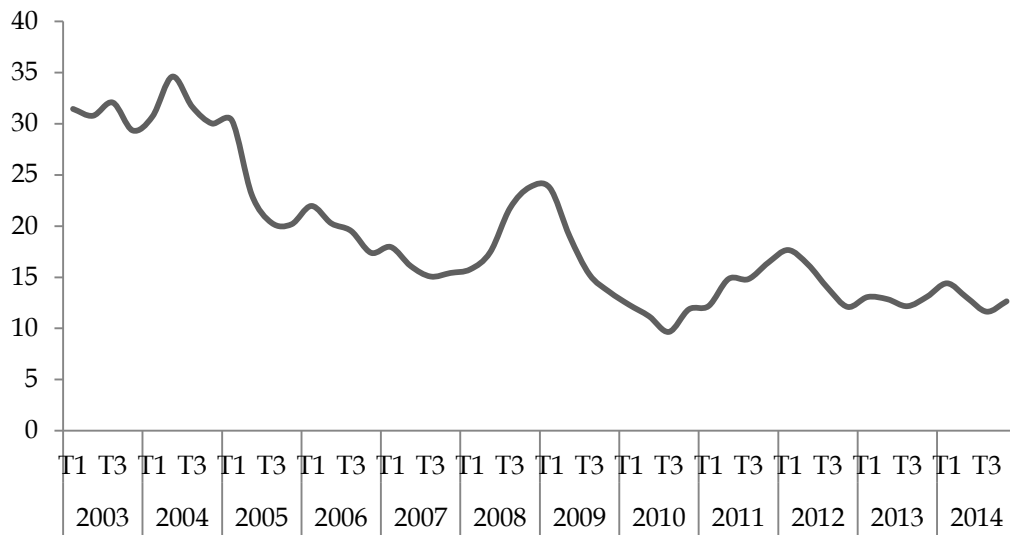
Fuente: Elaboración propia.

Figura A3. Razón Exportaciones/PIB (%)



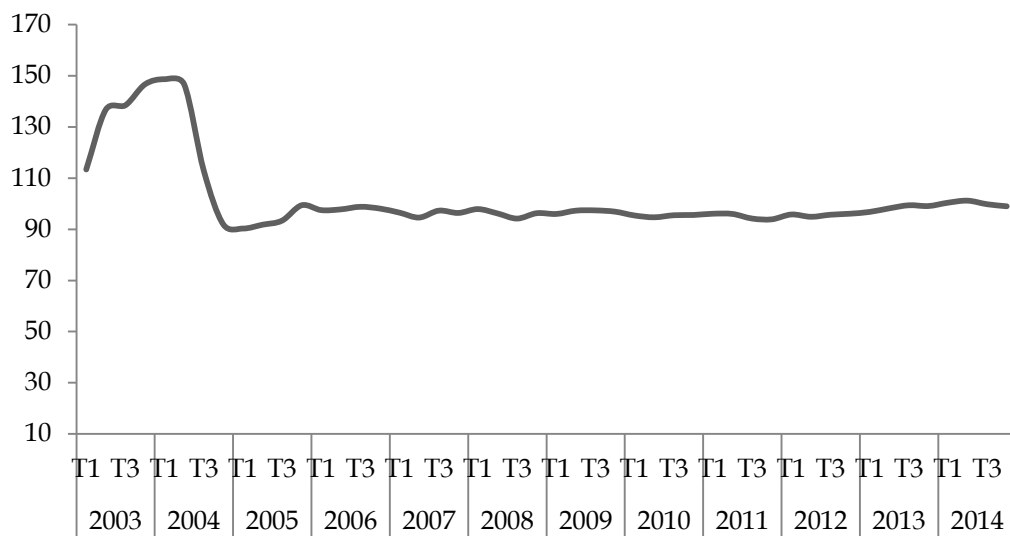
Fuente: Elaboración propia.

Figura A4. Tasas de Interés Pasiva a 360 días (%)



Fuente: Elaboración propia.

Figura A5. Índice del Tipo de Cambio Real Efectivo



Fuente: Elaboración propia.

A2. Estimación Restringida

Bajo la hipótesis nula de cointegración tenemos;

$$\pi = \alpha\beta'$$

Se tienen tres vectores de cointegración, seis variables y una constante. Por consiguiente, α y β son matrices de dimensión 7×3 . La estimación restringida contiene las siguientes restricciones en α y β .

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{21} & \alpha_{31} \\ 0 & 0 & \alpha_{32} \\ \alpha_{13} & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_{24} & 0 \\ \alpha_{15} & \alpha_{25} & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{36} \\ \alpha_{17} & \alpha_{27} & \alpha_{37} \end{bmatrix}; \beta = \begin{bmatrix} 1 & \beta_{21} & \beta_{31} \\ \beta_{12} & \beta_{22} & \beta_{32} \\ \beta_{13} & 1 & \beta_{33} \\ \beta_{14} & \beta_{24} & \beta_{34} \\ \beta_{15} & \beta_{25} & 1 \\ \beta_{16} & \beta_{26} & \beta_{36} \\ \beta_{17} & \beta_{27} & \beta_{37} \end{bmatrix}$$

En las matrices α y β el número de columnas corresponde a la cantidad de vectores de cointegración y de las filas a las variables endógenas que componen el vector $X_t = [EMBI, DP_t, Z_t, I_t, e_t, R_t, 1]$. Los ceros en la matriz alpha corresponden a coeficientes no significativos en la estimación no restringida. Los unos en la matriz beta pertenecen al EMBI, exportaciones/PIB (Z_t) y al Tipo de cambio real (e_t). Nuestro interés es obtener una ecuación de largo plazo para el EMBI, por consiguiente, su coeficiente beta se restringe a uno en la primera ecuación. Los coeficientes beta de la segunda y tercera ecuación, correspondiente a Z_t y e_t , respectivamente, se restringe a uno debido a que sus alphas correspondientes en la ecuación de corto plazo del EMBI, en el modelo VEC, son significativos. Por ende, el EMBI, Z_t , e_t , están correlacionados contemporáneamente. Esta restricción se contrasta mediante la prueba del cociente de verosimilitud, sus resultados se presenta a continuación.

Tabla A2. Contraste de cociente de Verosimilitud

Estadístico χ^2	Valor de probabilidad
3.61	0.31

Fuente: Elaboración propia.

Las restricciones incorporadas a las matrices α y β no son rechazadas a los niveles de significancia tradicionales.

ae