

## Ciclos en el Sector Bancario Mexicano: un Índice Coincidente (CP1G7)<sup>1</sup> vía ACP<sup>2</sup>

Andrés Giovanni Camacho Ardila<sup>3</sup>  - Universidad Nacional Autónoma de México, México

Federico Hernández Álvarez  - Universidad Nacional Autónoma de México, México

Luis Ignacio Román de la Sancha - Universidad Nacional Autónoma de México, México

### Resumen

Se propone construir un índice acerca de los ciclos financieros del sector bancario en México, usando métricas de desempeño del G7 y el ACP. Se compara este indicador con los ciclos económicos y financieros nacionales, así también se analiza el comportamiento de las métricas antes, durante y después de la crisis financiera Subprime y la crisis sanitaria COVID19. Se encontró que el Componente Principal 1 del G7 (CP1G7) es un indicador adecuado para medir el estado (recesión o expansión) que guarda el sistema bancario mexicano, así también, el ACP permitió identificar las variables que más impactan en cada periodo. No existe a nivel nacional un indicador acerca de los ciclos del sector bancario, ni un análisis de las métricas en periodos de crisis. El modelo no incluye variables exógenas (económicas o financieras). En conclusión, tanto el índice CP1G7 como el análisis de la dinámica de las métricas bancarias, son herramientas útiles para la detección temprana de posibles amenazas para la estabilidad financiera.

*Clasificación JEL: C02, C10, C63, C65, E32, G10, G19, G21.*

*Palabras clave: Análisis de Componentes Principales, Crisis Financieras, Ciclos Económicos, Ciclos Financieros, Indicador Coincidente.*

## Cycles in the Mexican Banking Sector: a Coincident Index (CP1G7) via ACP

### Abstract

It is proposed to build an index about the financial cycles of the banking sector in Mexico, using performance metrics from the G7 and the ACP. This indicator is compared with the national economic and financial cycles, also the metrics behavior is analyzed before, during and after the financial Subprime and health COVID19 crises. It was found that the G7 Principal Component 1 (CP1G7) is an adequate indicator to measure the mexican banking system condition (recession or expansion), likewise, the ACP allowed to identify the variables that have the most impact in each period. There is not an indicator at national level about the banking sector cycles, nor a metrics analysis in crisis periods. The model does not include exogenous variables (economic or financial). In conclusion, both the CP1G7 index and banking metrics dynamics analysis are useful tools for the early detection of possible threats for financial stability.

*JEL Classification: C02, C10, C63, C65, E32, G10, G19, G21.*

*Keywords: Principal Component Analysis, Financial Crisis, Economical Cycles, Financial Cycles, Coincident Indicator.*

<sup>1</sup> Se nombró al índice propuesto CP1G7 por ser el primer componente CP1 del grupo G7 (conformado por las siete principales instituciones bancarias en México: BBVA, Citibanamex, Santander, Banorte, Scotiabank, HSBC, INBURSA).

<sup>2</sup> Análisis de Componentes Principales

<sup>3</sup> Autor de correspondencia. Av. Universidad N° 3000, Universidad Nacional Autónoma de México, C.U., Ciudad de México, C.P. 04510; teléfono: 55-3813-9220; e-mail: andrescamacho92@gmail.com

\*Sin fuente de financiamiento para el desarrollo de la investigación



## 1. Introducción

El estudio de los ciclos económicos es amplio a nivel mundial para comprender y analizar la dinámica económica de un país o región. En Estados Unidos, la Oficina Nacional de Investigación Económica (NBER<sup>4</sup>) se dedica a promover un mejor funcionamiento de la economía. Lo anterior, fechando el inicio y fin de recesiones y expansiones de la actividad económica, lo cual se realiza a través de un Comité de Fechas de Ciclos Económicos creado en 1978 y que se ha reconocido como el árbitro oficial de ciclos económicos en los Estados Unidos. Para el caso de México, existe la publicación del Sistema de Indicadores Compuestos: Coincidente y Adelantado (SICCA), por parte del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), el cual es un indicador que permite conocer oportunamente el desempeño de la actividad económica en México. Este sistema incorpora información de diversas variables clave que permiten anticipar la posible trayectoria de la economía nacional. De acuerdo con Heath (2011) el SICCA es un mapeo fiel de los ciclos económicos de México.

Con relación a los ciclos financieros, de acuerdo con Grinderslev et al. (2017), éstos han recibido mayor atención a partir de las crisis económicas originadas en los mercados financieros y su posterior efecto en la dinámica económica real. Lo anterior se confirma en el estudio realizado por Wong (2016)<sup>5</sup>, sobre ciclos financieros obtenidos a partir de los mercados financieros, destacando que son el indicador dominante para detectar un ciclo económico, sin embargo, menciona que no es el único indicador, es importante complementarlo con el análisis de ciclos crediticios y tasas de interés, que son variables financieras que tienen gran impacto en la economía de un país.

En el sector bancario, los ciclos económicos y financieros han sido estudiados para la toma de decisiones que impactan directamente en la estabilidad del sistema financiero. En ese sentido, desde finales del siglo pasado, Hardy y Pazarbaşıoğlu (1998), examinaron los episodios de crisis y riesgo del sector bancario de distintos países. Sus resultados mostraron que existen diversas variables financieras y macroeconómicas que sirven como indicadores relevantes para explicar estos eventos.

Vásquez y Núñez (2009) estudiaron el impacto de crisis en instituciones bancarias mexicanas, en particular la crisis Subprime, tomando indicadores de riesgo como el Índice de Morosidad, la Estimación Preventiva de Riesgos Crediticios e Índice de Cobertura; analizaron sus tendencias con base a una lógica financiera, concluyendo la existencia de un deterioro de las principales métricas durante el periodo de crisis. Morales et al. (2013), proponen un estudio del desempeño de la banca comercial en México, partiendo de variables del Estado de Resultados y del Balance General de las instituciones, en específico el Margen Financiero, la Cartera de Créditos Total, la Utilidad Neta, ROA<sup>6</sup>, ROE<sup>7</sup> y el Índice de Capitalización entre otros; se analizaron sus tendencias a través del tiempo respecto a variables macroeconómicas del país, el resultado del estudio arrojó un desempeño positivo en general de la banca mexicana en el periodo del 2000 al 2011.

En un estudio reciente Mousavi et al. (2021), identificaron los factores que afectan la calidad de variables macroeconómicas como las tasas de interés, inflación, tasa de desempleo y ciclos de negocio de los activos del sistema bancario iraní, este último como uno de los principales indicadores

---

<sup>4</sup> National Bureau of Economic Research

<sup>5</sup> Ver <https://www.advisorperspectives.com/articles/2016/10/24/modeling-cyclical-markets-part-1>

<sup>6</sup> Return on Assets

<sup>7</sup> Return on Equity

de la salud financiera bancaria, el periodo analizado fue 2001 a 2018. El estudio tomó en cuenta una muestra de 27 bancos de Irán, haciendo uso del Método Generalizado de Momentos (GMM<sup>8</sup>). Sus resultados muestran que los ciclos de negocio tienen una correlación negativa con la calidad de los activos en el sistema bancario iraní. También se concluye que las variables macroeconómicas y bancarias tienen una correlación significativa con la calidad de los activos de dicho sistema bancario.

Asimismo, el plan estratégico 2024 del Banco de España, Broto et al. (2021) presentan una sección de indicadores para riesgos bancarios, para la detección temprana de posibles amenazas a la estabilidad financiera. Adicional al monitoreo de los principales indicadores conocidos, el Banco de España ha desarrollado un modelo para calcular la probabilidad de ocurrencia de una crisis bancaria; este modelo incorpora variables de las seis categorías definidas en el sistema internacional de calificación bancaria CAMELS<sup>9</sup>. El modelo calcula la probabilidad para que un banco entre en una situación de estrés en un horizonte de tiempo de dos años.

En el mismo sentido, Chen y Svirydzenka (2021), estudian si los puntos de giro máximo y mínimo en variables financieras (ciclos financieros) pueden ser considerados como indicadores anticipados de crisis bancarias, haciendo uso de una base de datos de 59 economías avanzadas y emergentes. Sus resultados muestran que el riesgo financiero puede ser detectado en tiempo real, en particular conociendo el precio de las acciones y la brecha de producción, ya que son los mejores indicadores en economías avanzadas, mientras que en las economías emergentes corresponde al precio de las acciones, precio de propiedades y la brecha de crédito. Sus resultados muestran que, como indicadores adelantados de crisis bancarias, las variables financieras ofrecen fuertes predicciones, a menudo a la par y en muchos casos mejor que el de las variables del sector real. Lo anterior se complementa con el estudio de Román, Hernández y Rodríguez (2019), en el que concluyen que los ciclos financieros obtenidos a partir de los principales índices accionarios de Estados Unidos y México anticipan al menos cuatro meses a los ciclos económicos en ambos países.

Respecto a la regulación bancaria, Basilea define lineamientos principalmente para la gestión de la solvencia y liquidez, posterior a la crisis del 2008 con Basilea III cobraron mayor relevancia las pruebas de tensión bancaria, como lo mencionan Lemus y Nuñez (2020). Los modelos o cálculos propuestos por Basilea se enfocan en tres direcciones: primero, Riesgo de Crédito, se propone utilizar Modelos Internos (IRB<sup>10</sup>) y Modelos Internos Avanzados (A-IRB) (Pushpkant y Masuma, 2017), con los que cada banco cumple con el cálculo de reservas y requerimiento de capital; segundo, Riesgo de Mercado, con modelos como VaR<sup>11</sup> y VaR ajustado; finalmente, Riesgo de Liquidez, con cálculos como el Ratio de Cobertura de Liquidez (LCR<sup>12</sup>) y el Coeficiente de Financiamiento Estable Neto (NFSR<sup>13</sup>) (King y Tabert, 2011). Así mismo, existen pruebas de estrés como el VaR estresado, la Evaluación de la Adecuación del Capital Interno (ICAAP<sup>14</sup>) o el Proceso de Evaluación de Capital por parte del Regulador (SREP<sup>15</sup>). En general, los modelos propuestos en Basilea, se centran en el cálculo específico de los niveles de capital o liquidez requerida, de manera periódica o en situaciones de estrés y tipos

---

<sup>8</sup> Generalized Method of Moments

<sup>9</sup> Capital, Assets, Management, Earnings, Liquidity and Sensitivity

<sup>10</sup> Internal Rating Based

<sup>11</sup> Value at Risk

<sup>12</sup> Liquidity Coverage Ratio

<sup>13</sup> Net Stable Funding Ratio

<sup>14</sup> Internal Adequacy Assessment Process

<sup>15</sup> Supervisory Review and Evaluation Process

de riesgo específicos, sin constituir un indicador del estado de la banca desde una perspectiva multidimensional.

Es de subrayar la relevancia de construir índices compuestos para el estudio de los ciclos económicos, por ejemplo, instituciones como “*The Conference Board*”<sup>16</sup> (TCB), calcula indicadores compuestos coincidentes y adelantados para temas de economía, finanzas, ciencias sociales, entre otros, para diferentes países; la OCDE<sup>17</sup>, por otra parte, determina los Indicadores Líderes Compuestos (CLI<sup>18</sup>), para cada país miembro; el INEGI<sup>19</sup> tiene el Sistema de Indicadores Compuestos: Coincidente y Adelantado (SICCA), para calcular los indicadores coincidentes y adelantados de la economía nacional; cada una de estas entidades utilizan metodologías diferentes para la construcción de sus índices compuestos.

Después de la crisis Subprime, surge el interés en el desarrollo de índices compuestos alternativos para comprender el comportamiento de fenómenos multidimensionales. En particular, entre las más populares están el *Benefit of the Doubt* (BoD) y el Análisis de Componentes Principales (ACP). Giambona y Vassallo (2013), utilizan BoD para construir el CFI<sup>20</sup> como alternativa al FDI<sup>21</sup> del Fondo Económico Mundial, su índice permitió clasificar a cada país, con base a factores que requieren alguna intervención o corrección para elevar su nivel de desarrollo financiero. Pereira, et. al (2022), para mostrar la exclusión social de seis ciudades en Brasil construyen indicadores compuestos creados con BoD y ACP; proponen mejoras para ambos procedimientos, así también reportan evidencias que confirman que el ACP es superior al BoD, para construir indicadores compuestos.

El ACP, es reconocido como un método riguroso para analizar el papel de cada variable en un sistema. En particular, este se ha utilizado como marco teórico en estudios acerca la rentabilidad de instituciones bancarias, por ejemplo, Ismail et al. (2018) trataron de identificar las variables que más contribuyen a la rentabilidad en dieciséis bancos de Malasia, con un modelo que utilizó tanto variables endógenas como exógenas; encontrando que el tamaño del banco y el Producto Interno Bruto son las variables que mayor contribuyen al ROE de las instituciones estudiadas.

Así también, para la predicción de quiebra bancaria el ACP ha sido utilizado, Ravi y Pramodh (2007) propusieron una red neuronal denominada PCNN<sup>22</sup>, para predecir la quiebra bancaria en instituciones turcas y españolas; el ACP fue integrado a las capas de la red para reducir el número de variables. Más adelante Ravisankar y Ravi (2009) propusieron el modelo KPCNN<sup>23</sup>, el cual es una versión no lineal del modelo anterior, estos autores concluyen que su red supera los resultados obtenidos por Ravi y Pramodh (2007).

Por otro lado, el ACP se ha empleado para temas de evaluación del riesgo crediticio. En particular, Feng et al. (2009) propusieron valorar la exposición al riesgo de crédito por medio de un modelo compuesto por SVM<sup>24</sup> y ACP, utilizando información de 37 variables asociadas a 140

---

<sup>16</sup> The Conference Board página web <https://www.conference-board.org/data/bci/index.cfm?id=2161>

<sup>17</sup> OCDE página web <https://www.oecd.org/espanol/estadisticas/>

<sup>18</sup> Composite leading indicator

<sup>19</sup> INEGI página web <https://www.inegi.org.mx/>

<sup>20</sup> Composite Financial Development Index

<sup>21</sup> Financial Development Index

<sup>22</sup> Principal Component Neural Network

<sup>23</sup> Kernel Principal Component Neural Network

<sup>24</sup> Support Vector Machine

empresas, el ACP se utilizó para reducir el número de variables del modelo, para posteriormente realizar la clasificación de cada empresa por medio del SVM, los resultados reportados permitieron identificar los deudores buenos de aquellos considerados como malos. Fang et al. (2017), utilizando el ACP proponen un nuevo sistema de clasificación de riesgo sistémico para el sector bancario chino, utilizan cinco de las clasificaciones más populares empleadas como medida de riesgo sistémico<sup>25</sup> (LVG, VaR,  $\Delta$ CoVaR, SRISK y  $\beta \times \text{size}$ ), el ACP es utilizado para obtener una medida del riesgo sistémico con base a la combinación lineal de las cinco medidas anteriores, lo cual ofrece una clasificación confiable en comparación con la que ofrecen los métodos utilizados de manera independiente, cada método sugiere diferente clasificación de riesgo sistémico para un mismo banco.

Con respecto al uso del ACP en estudios relacionados al comportamiento de bancos durante periodos de crisis, está el trabajo de Badarau y Leveuge (2010), en él se estudia el impacto de crisis financieras recientes en la actividad económica para países europeos; se analiza el comportamiento de los canales de capital de bancos de la región, vía diferentes indicadores clave y el uso de ACP; el ACP permitió comparar el rendimiento de estos canales a priori y a posteriori al periodo de crisis.

En resumen, debido a la importancia que las instituciones bancarias tienen en el desempeño tanto del sistema financiero como económico de un país, se han realizado diversos estudios para monitorear su fortaleza en tiempo real; en estos estudios se ha utilizado información de sus estados financieros y de variables económicas y financieras clave. Así también, el uso del ACP ha mostrado ser una herramienta matemática eficaz para manejar modelos multivariantes en temas de monitoreo del comportamiento de bancos.

Se propone construir un índice acerca de los ciclos financieros del sector bancario mexicano, usando métricas de desempeño bancarias del G7<sup>26</sup> vía el ACP. Las métricas se calculan con información de estados financieros y otras variables clave. Se compara este indicador con los ciclos económicos y financieros nacionales, el SICCA y el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC); así también se analiza el comportamiento de las métricas usadas en el modelo ACP, antes y después de la crisis financiera Subprime<sup>27</sup> y crisis sanitaria COVID 19<sup>28</sup>, para observar la actuación del sector (en particular sus fases de deterioro) y su relación con los ciclos del índice propuesto.

El trabajo se justifica, primero, no existe a nivel nacional un indicador acerca los ciclos del sector bancos, que permita evaluar su salud financiera en tiempo real; y segundo, el análisis del comportamiento de métricas clave antes y después de crisis es un tema no estudiado en México para bancos.

El trabajo presenta las siguientes limitaciones; se analizan únicamente los bancos que componen el G7, el periodo de tiempo seleccionado solo abarca dos crisis, y se utilizan exclusivamente variables de estados financieros e indicadores bancarios clave, no se incluyen variables exógenas de tipo económicas o financieras.

El principal resultado fue el índice acerca del desempeño del sector bancario mexicano CP1G7 (Componente Principal 1 del G7), utilizando información de los estados financieros del grupo. Se

---

<sup>25</sup> ver Nucera et al. (2016)

<sup>26</sup> Los datos se reportan por institución y también se cuenta con datos de agrupaciones definidas por el regulador CNBV, estos grupos son: G7, Crédito a los Hogares, Grupo de Bancos Cambiarios, Grupo Comercial Mediano, Grupo Comercial Pequeño, Grupo de Banca de Inversión y Otros Servicios y Total Banca Múltiple.

<sup>27</sup> Crisis financiera ocurrida en el año 2008 derivada del aumento en la morosidad hipotecaria en EEUU

<sup>28</sup> Crisis financiera ocurrida en el año 2020 derivada de la pandemia denominada COVID 19, enfermedad causada por el nuevo coronavirus conocido como el SARS-CoV-2

mostró que el índice propuesto CP1G7, al ser comparado sus ciclos versus los del IPC y el SICCA, es un indicador adecuado para medir el estado (recesión o expansión) que guarda el sistema bancario mexicano. Así también, por medio del ACP el análisis de la dinámica de los puntajes en periodos antes, durante y después de las crisis Subprime y COVID 19, permitió identificar las variables que más impactan en cada periodo, así como la dirección que tuvieron, lo cual es útil como complemento para análisis financieros o de riesgos.

En conclusión, tanto el índice CP1G7 como el análisis de la dinámica de los puntajes, son herramientas útiles para la detección temprana de posibles amenazas en la estabilidad financiera.

El trabajo se divide en cuatro secciones; en la segunda, Datos, se describe el origen de la información, el periodo de tiempo estudiado así como las variables utilizadas; la tercera sección, Metodología, se refiere a la descripción del ACP junto con el cálculo de las métricas utilizadas para el análisis, también se presenta del filtro de Hodrick y Prescott (HP) utilizado para comparar los ciclos del índice propuesto vs los financieros y económicos nacionales; en la cuarta sección, Modelo propuesto y resultados, se describen los pasos realizados para obtener el índice propuesto, el análisis tanto de los componentes principales como el estudio del comportamiento de la métricas antes y después de las crisis Subprime y COVID 19; finalmente en la sección, Conclusiones se comentan los principales hallazgos.

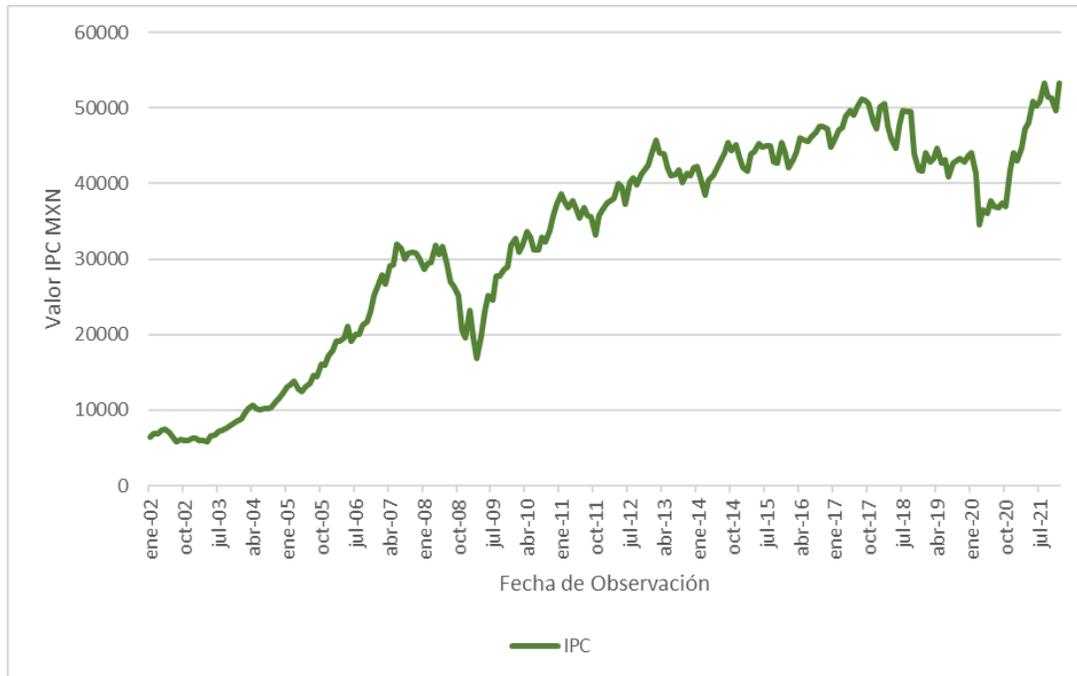
## 2. Datos

Se utilizan datos que provienen de los Estados Financieros mensuales reportados por las Instituciones de Banca Múltiple a la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), además de ratios calculados por el regulador como el ROA, ROE, Índice de Morosidad entre otros; durante el periodo de enero de 2002 hasta diciembre de 2021, periodo que abarca las crisis Subprime de 2007 y COVID-19 de 2020. Del universo de instituciones bancarias nacionales se eligió trabajar con el grupo del G7 (conformada por Citibanamex, Banorte, BBVA, HSBC, Inbursa, Santander y Scotiabank).

Se seleccionaron 29 variables, las cuales se describen de manera breve en la Tabla 2 del Anexo 1.

Adicional a los datos de las instituciones bancarias, se utilizaron las series de tiempo del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) y del Sistema de Indicadores Compuestos: Coincidente y Adelantado (SICCA), para confrontar los ciclos del indicador propuesto con los ciclos económicos y financieros nacionales.

El Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) es el principal índice bursátil en México, su muestra concentra las 35 principales empresas listadas en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). En la Figura 1, se grafica la serie del IPC de enero de 2002 a diciembre de 2021.



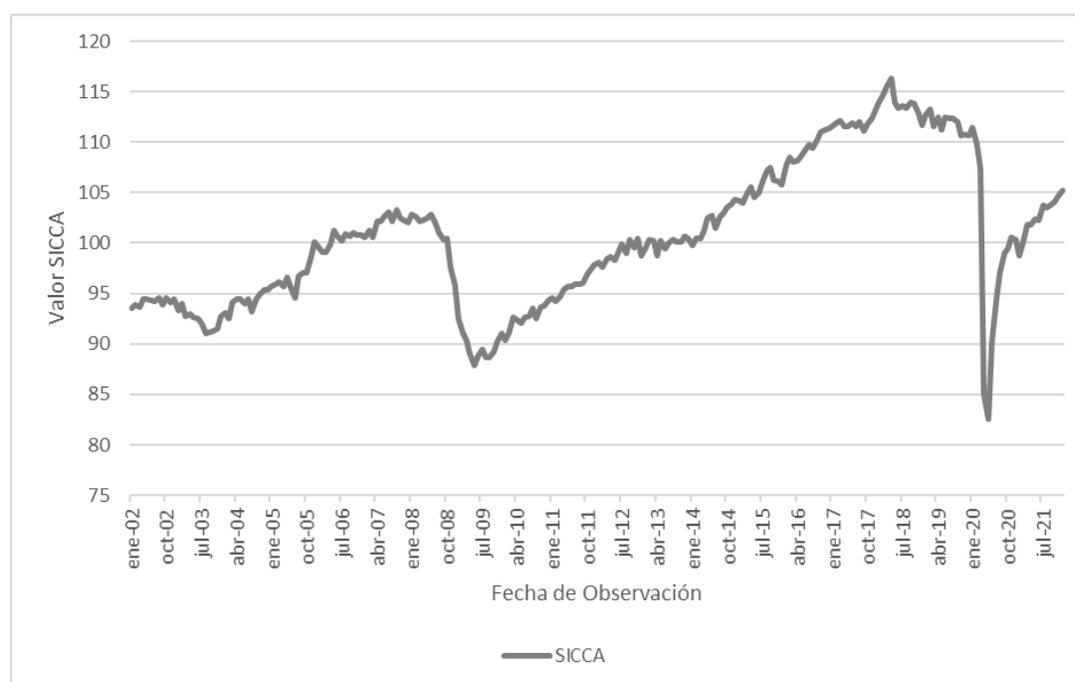
**Figura 1.** Serie del IPC de enero de 2002 a diciembre de 2021.

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance.

El Sistema de Indicadores Compuestos: Coincidente y Adelantado (SICCA) de acuerdo con la definición del INEGI (2010) es un indicador que permite conocer oportunamente la actividad económica en México. Este sistema incorpora información de diversos mercados del país que permiten anticipar la posible trayectoria de la economía nacional (INEGI, 2010). En este trabajo se utiliza el indicador coincidente del SICCA.

De acuerdo con el INEGI, el indicador coincidente del SICCA se define de la siguiente manera:

El indicador coincidente es un índice que incluye series económicas con información sobre el mercado de bienes y servicios y sobre el mercado laboral. En particular dicho indicador incorpora el Producto Interno Bruto Mensual, al Índice de Volumen Físico de la Actividad Industrial, el Número de Asegurados Permanentes del Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS), el Índice de Ventas al por menor en Establecimientos Comerciales y la Tasa de Ocupación Parcial y Desocupación. (INEGI, 2010, p.4).



**Figura 2.** Índice coincidente del SICCA de enero de 2002 a diciembre de 2021.

Fuente: Elaboración propia con datos del INEGI.

### 3. Metodología

En esta sección se presenta el cálculo de las métricas utilizadas, el análisis de los componentes principales y la definición del filtro HP.

#### 3.1 Cálculo de métricas

Las métricas que se utilizaron para realizar el ACP fueron calculadas a partir de las series históricas de la CNBV, estas series incluyen rubros del Balance General y del Estado de Resultados, así como ratios ya calculadas como el ROE, ROA, Índice de Morosidad, entre otros; con esta información se computaron métricas que permiten comprobar el comportamiento de las instituciones bancarias a través del tiempo, como lo proponen Gogas, Papadimitriou y Agrapetidou (2018). Se trabajó el G7 y los bancos que lo componen.

En particular, los rubros provenientes del Balance General se dividen sobre el total de los activos, mientras que los provenientes del Estado de Resultados entre el total de Ingresos para obtener una medida de su crecimiento o decrecimiento con respecto al desempeño total del banco, adicionalmente métricas como el ROE, ROA, Índice de Morosidad, tienen cálculos más específicos que se detallan en la descripción de cada variable.

En resumen, el grupo de Balance General se utiliza para observar el comportamiento de los principales rubros generadores de ingresos o egresos, como una proporción del volumen total de activos de la institución, obteniendo medidas de crecimiento o decrecimiento a través del tiempo de

cada variable, por ejemplo: Cartera Vencida, Cartera Vigente, Depósitos a Plazo, Depósitos a la Vista, Estimación Preventiva para Riesgos Crediticios; variables que indican el comportamiento general del Banco.

Por otro lado, el grupo del Estado de Resultados contiene cifras calculadas como un ratio de los ingresos por intereses, ya que es la principal fuente de ingresos; estas se utilizan para observar la proporción de crecimiento o decrecimiento de los ingresos, egresos o utilidades, respecto a los ingresos por intereses. Se utilizan conceptos como Cobro de Comisiones, Pago de Comisiones, Intereses por Inversiones en Valores, Utilidad antes de Impuestos, entre otras.

Finalmente, el grupo de variables Específicas contiene cifras calculadas como: Índice de Morosidad de la Cartera, Índice de Cobertura de la Cartera Total, ROA, ROE, entre otros; estas permiten medir la rentabilidad del banco según sus activos o capital, así también determinar el porcentaje de cartera vencida sobre el total de la cartera o el capital con el que cuenta el banco para enfrentar situaciones de insolvencia.

### 3.2 Análisis de Componentes Principales

La reducción de variables por medio del ACP (Análisis de Componentes Principales) es un método estadístico mediante el cual se disminuye la complejidad en el tratamiento de datos, se reduce la dimensionalidad del espacio muestral, a la vez que minimiza la pérdida de información. Se busca encontrar nuevas variables (componentes) que son combinaciones lineales de las primeras, que maximicen la varianza y no estén correlacionadas entre ellas. Se elige un 70% de explicación de la varianza original del conjunto de datos de partida, como la mínima para explicar el sistema por medio de estos componentes (Jolliffe y Cadima, 2016).

Dado un conjunto de  $p$  variables y  $n$  observaciones, asociadas a un experimento, se define una matriz  $X$  de  $n \times p$ , donde su  $j$ -ésima columna es el vector  $x_j$  de observaciones de la  $j$ -ésima variable, lo que se busca es una combinación lineal de las columnas de la matriz que maximice la varianza.

Estas combinaciones lineales están dadas por  $\sum_{j=1}^p a_j x_j = Xa$  (1) donde  $a$  es el vector de constantes  $a_1, a_2, \dots, a_p$ , la varianza de cada combinación lineal está dada por  $var(Xa) = a'Sa$  donde  $S$  es la matriz de covarianza asociada con el conjunto de datos (donde ' denota la transpuesta).

Por lo que obtener la combinación lineal con la máxima varianza se resume a obtener el vector  $a$  de dimensión  $p$  que maximice la varianza  $a'Sa$ , teniendo como restricción que se debe trabajar con vectores unitarios,  $a'a = 1$ .

Este problema sería equivalente a maximizar  $a'Sa - \lambda(a'a - 1)$  (2) donde  $\lambda$  es un Multiplicador de Lagrange. Diferenciando esta ecuación respecto al vector  $a$  e igualando al vector nulo se tiene:

$$\begin{aligned} Sa - \lambda a &= 0 \\ Sa &= \lambda a \end{aligned}$$

Por lo que  $a$  debe ser un eigenvector de norma uno y  $\lambda$  es su correspondiente eigenvalor, de la matriz de covarianza  $S$ , en particular se busca el  $\lambda_1$  con mayor valor y su correspondiente vector

$a_1$ , siendo los eigenvalores las varianzas de las combinaciones lineales definidas por el correspondiente eigenvector:

$$\text{var}(Xa) = a'Sa = \lambda a'a = \lambda \quad (3)$$

Cualquier matriz  $p \times p$  con matriz de covarianza  $S$  tiene exactamente  $p$  eigenvalores y sus correspondientes eigenvectores, que pueden ser definidos como un conjunto de vectores ortonormales, por ejemplo  $a'_k a_{k'} = 1$  si  $k = k'$  y diferentes de cero. El enfoque de multiplicadores de Lagrange con las restricciones de ortogonalidad de cada vector puede ser utilizado para mostrar que el conjunto completo de eigenvectores de  $S$  son las soluciones al problema de obtener  $p$  nuevas combinaciones lineales  $X_{a_k} = \sum_{j=1}^p a_{jk} x_j$  (4) que sucesivamente maximizan la varianza, sujeto a no correlación con las combinaciones lineales previas.

Las combinaciones lineales de  $X_{a_k}$  son llamadas Componentes Principales, en terminología común, los elementos de los eigenvectores  $a_k$  son llamados Cargas (PC loadings en inglés), mientras que los elementos de la combinación lineal  $X_{a_k}$  son llamados Puntajes (PC scores en inglés), Jolliffe y Cadima (2016).

### 3.3 El filtro Hodrick y Prescott (HP) para conformidad y sincronía de ciclos

El filtro Hodrick y Prescott (HP) (1997), es un método para descomponer una serie de tiempo en dos componentes, la tendencia, que muestra un comportamiento asociado con un patrón de largo plazo; y el ciclo, que se define como las fluctuaciones obtenidas a partir de la diferencia entre los datos observados y su respectiva tendencia.

El filtro HP se define:

$$y_t = \tau_t + \eta_t \quad \text{para } t = 1, \dots, N \quad (5)$$

Donde  $\{y_t\}$  es una serie de tiempo original,  $\{\tau_t\}$  la tendencia estimada y  $\{\eta_t\}$  el ciclo. La tendencia se calcula al resolver el problema de minimización de la siguiente función,

$$M\{\lambda\} = \sum_{t=1}^N (y_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_{t=3}^N (\tau_t - 2\tau_{t-1} + \tau_{t-2})^2 \quad (6)$$

Donde  $\lambda > 0$  es una constante que penaliza la variabilidad de la tendencia.

La elección del valor de la constante de alisamiento  $\lambda$ , se realiza con base al periodo de la actividad cíclica que se desea analizar, es decir el ciclo de referencia de  $T$  meses que divida la serie en dos componentes; en particular el primero componente o tendencia, será definido por los ciclos mayores a  $T$  meses (bajas frecuencias), y el complemento con ciclos menores a  $T$  meses (altas frecuencias). La fórmula para calcular el valor de  $\lambda$  es la propuesta por Maravall y del Río (2007):

$$\lambda = \frac{1}{4 \times [1 - \cos(2\pi/T)]^2} \quad (7)$$

Donde  $T$ , es el tamaño del ciclo de referencia utilizado para dividir la serie en dos componentes.

El valor  $T$  se eligió con base a lo propuesto por Stock y Watson (1998), quienes, mediante estudios empíricos en series económicas y financieras, encontraron que el ciclo más corto (de cresta a cresta) es de seis trimestres (año y medio) y el más largo, de 39 trimestres (poco menos de diez años), asimismo, el 90% de los ciclos no duran más de 32 trimestres (ocho años).

En este trabajo se dividió las series en dos componentes, la tendencia caracterizada por ciclos mayores a diez años, y sus ciclos con frecuencia que oscilan entre los seis y 32 trimestres. Como lo proponen Román, Hernández y Rodríguez (2019) se aplica el doble del filtro de HP: en la primera aplicación del filtro HP se utiliza el valor de  $\lambda=133,107.938$  ( $T=120$  meses, 10 años), este filtrado arroja la tendencia de la serie original, la cual incluye únicamente ciclos iguales o mayores a diez años. El residuo o ciclo, es la diferencia entre la serie original y la tendencia, y corresponde a una serie con ciclos menores a diez años, los cuales incluyen efectos de tipo estacional, valores atípicos, así como patrones con ciclos menores a seis trimestres; la segunda aplicación del filtro de HP se realiza sobre el ciclo obtenido, para eliminar elementos de alta frecuencia y quedarse únicamente con patrones con ciclos de duración entre seis y 39 trimestres, el valor de la constante de alisamiento ahora se calcula con  $T=12$  meses,  $\lambda=13.9$ ; el resultado que arroja esta segunda aplicación del filtro HP es una serie con fluctuaciones cíclicas que van de 12 a 120 meses.

### **3.3.1 Conformidad y sincronía de ciclos**

Por otro lado, la calificación y clasificación de los ciclos económicos es fundamental para comprender el comportamiento de un ciclo respecto a un ciclo de referencia. Moore y Shiskin (1967), se presenta un sistema cualitativo y cuantitativo de calificación y clasificación de indicadores cíclicos, para realizar este sistema utilizaron muchas de las ideas y modelos generadas por el grupo de académicos del NBER. Dos de los conceptos esenciales para el estudio de ciclos en series de tiempo, son conformidad y sincronía.

De acuerdo con Moore & Shiskin (1967), la conformidad se define como el comportamiento que una serie particular presenta con respecto a una de referencia; en específico, se refiere a la consistencia con la que los movimientos de una serie en específico coinciden con los de la serie de referencia. La medida de la conformidad permite identificar si los movimientos de la serie particular tienen un movimiento paralelo consistente con los ciclos de referencia; es decir, confirma si una serie se expande consistentemente durante las expansiones de los ciclos de referencia y se contrae durante las recesiones.

Por lo anterior, una consideración importante es que algunas series pueden contraerse durante las expansiones de la serie de referencia y expandirse durante las contracciones de la serie referencia (series opuestas a los ciclos de negocio), o pueden mostrar características diferentes de sincronización en relación con los ciclos del negocio (se adelantan o atrasan).

Así también, Moore & Shiskin (1967) definen la sincronía entre los ciclos de la serie particular y la serie referencia como el comportamiento promedio en que las fechas de los picos y valles de la serie particular, análogos a los de la serie de referencia; coinciden, se adelantan o se atrasan. Se consideran tres tipos de sincronía: adelantada, coincidente y rezagada.

## 4. Modelo propuesto y resultados

Se propone construir un índice en tiempo real acerca del comportamiento del sector bancario en México, utilizando información de los estados financieros de la agrupación G7 (conformada por Citibanamex, Banorte, BBVA, HSBC, Inbursa, Santander y Scotiabank), la cual representa aproximadamente el 78% del volumen de activos totales de la banca múltiple mexicana, se utiliza el ACP para construir el índice como la combinación lineal de las métricas acerca el desempeño del G7. Se comparan los ciclos del índice obtenido versus los financieros y económicos (IPC y SICCA, respectivamente)<sup>29</sup>. También se analiza el comportamiento de las métricas que utiliza el índice a priori y a posteriori a las crisis Subprime y COVID-19.

### 4.1 Aplicación del ACP

Tanto para el G7 como para cada institución que lo conforma, se tienen datos desde enero del 2002, sin embargo, las variables Intereses por Inversiones en Valores, Otras Comisiones y Tarifas Cobradas, Capital Regulatorio Neto, Capital Regulatorio Básico y Capital Regulatorio Básico sobre Activos en Riesgo Total, sólo cuentan con datos desde el 2006, por lo que se omitieron para este análisis, quedando 24 variables. Con estas variables se calcularon las métricas que fueron utilizadas en el ACP. Para el G7 y cada uno de los bancos que lo conforman, se construyó matrices de  $n \times p$  donde  $n$  son las fechas que corresponden de las  $p$  métricas, determinadas con base a las variables correspondientes, primero se estandarizaron los valores de cada métrica, como lo propone Jolliffe, Cadima (2016), utilizando la siguiente ecuación:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j}$$

Donde  $x_{ij}$  representa el valor de la métrica en la posición  $i$  (fecha) de la variable  $j$ , donde  $1 \leq i \leq n$  y  $1 \leq j \leq p$ ,  $\bar{x}_j$  es el promedio de la variable  $j$ , por último  $s_j$  es la desviación estándar de la variable  $j$ .

#### 4.1.1 Varianza explicada

Con los datos estandarizados se procedió a realizar el ACP para el G7 y cada una de las instituciones que lo componen, en la Tabla 1 se presenta el porcentaje de varianza acumulada por componente: El banco que obtuvo un mayor porcentaje de varianza explicada en el primer componente fue el banco BBVA 49%, por otro lado el que tuvo menor porcentaje de explicación para este mismo componente, fue Citibanamex 33%, la varianza acumulada explicada por la suma del primer y segundo componente es 67% para BBVA y 56% para Citibanamex.

---

<sup>29</sup> Los ciclos de cada serie se obtienen al aplicar en dos ocasiones el filtro HP, como se menciona en la sección 3.3.

Para 6 de las 7 instituciones se alcanza un porcentaje de explicación de la varianza igual o mayor al 70% con los tres primeros componentes, cifra suficiente para realizar un estudio representativo a todas las variables Jollife y Cadima (2016).

Para el G7 el CP1 tiene una varianza explicada del 50% y el CP2 tiene un 23% sumando en total 73%.

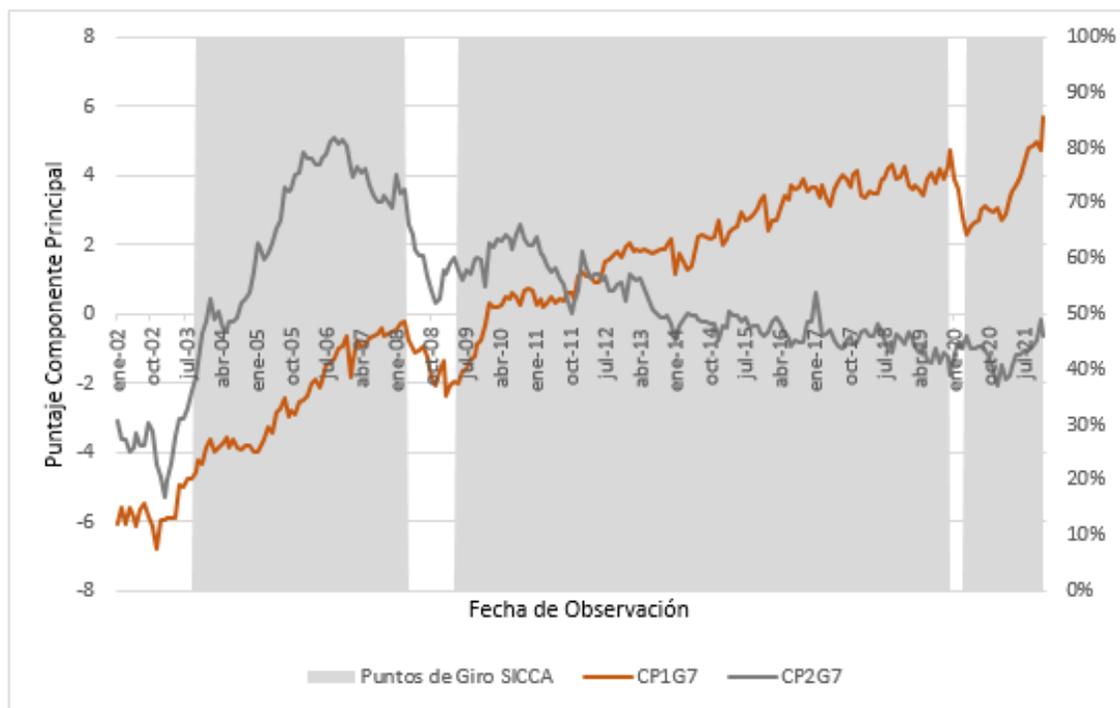
**Tabla 1.** Varianza acumulada para cada institución bancaria por componente principal (%).

#CPs	CITIBANAMEX	BANORTE	BBVA	HSBC	INBURSA	SANTANDER	SCOTIABANK	G7
1	33	43	49	28	37	42	40	50
2	56	69	67	50	60	63	61	73
3	67	80	80	62	73	75	75	83
4	74	86	86	72	80	83	83	87
5	80	89	90	80	84	86	87	91
6	86	92	93	86	87	89	91	94
7	89	95	95	91	90	91	93	96
8	92	96	96	93	92	94	95	97
9	94	97	98	95	94	95	96	98
10	96	98	98	96	95	96	97	98
11	97	98	99	97	97	97	98	99
12	98	99	99	98	98	98	98	99
13	99	99	99	99	98	99	99	100
14	99	99	100	99	99	99	99	100
15	99	100	100	99	100	100	100	100
16	100	100	100	100	100	100	100	100
17	100	100	100	100	100	100	100	100
18	100	100	100	100	100	100	100	100
19	100	100	100	100	100	100	100	100
20	100	100	100	100	100	100	100	100
21	100	100	100	100	100	100	100	100
22	100	100	100	100	100	100	100	100
23	100	100	100	100	100	100	100	100
24	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: Elaboración propia con series históricas de la CNBV.

## 4.2. Conformidad y sincronía

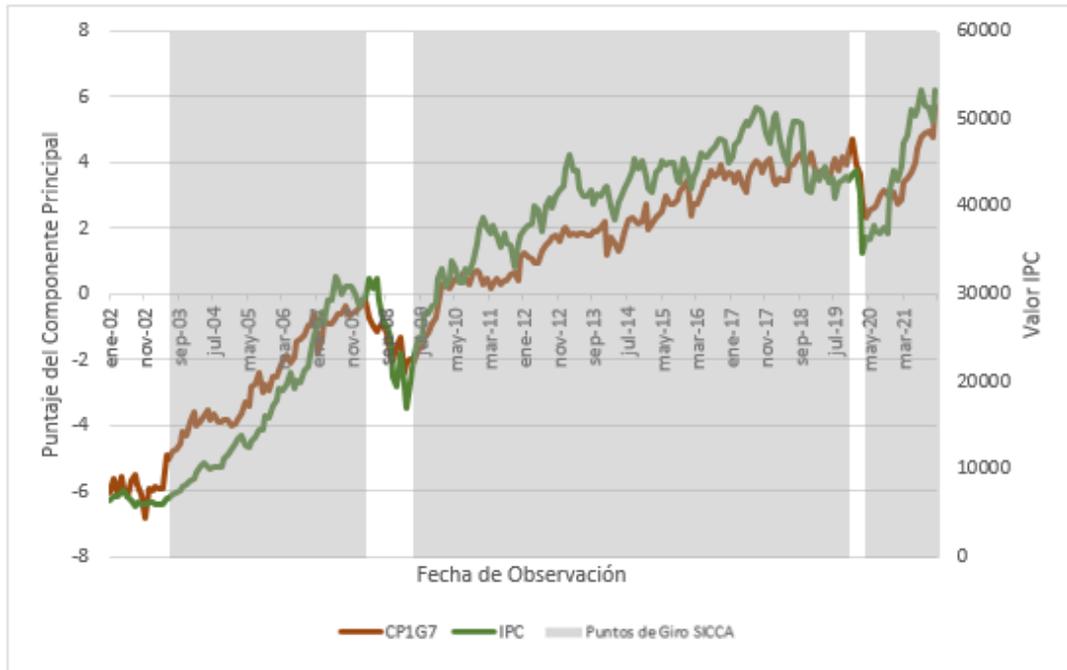
Se analiza tanto la conformidad como la sincronía entre los componentes CP1G7, CP2G7 versus los ciclos financiero y económicos nacionales, de manera descriptiva.



**Figura 3.** Comparativa entre Componentes Principales y puntos de giro del SICCA. Fuente: Elaboración propia con series históricas de la CNBV e INEGI.

En la Figura 3, se grafican las series originales de los dos primeros Componentes Principales del G7 (CP1G7 y CP2G7), los cuales acumulan más del 70% de la varianza de las 24 variables, junto con las fechas de inicio y terminación de las crisis Subprime y COVID-19, franjas en blanco. Se observa una baja conformidad entre el CP1G7 y el CP2G7. Por otro lado, existe una alta sincronía entre el CP1G7 versus los puntos de giro del SICCA; se aprecia como durante la crisis Subprime, que inicia en abril de 2008, inicia al mismo tiempo en el CP1G7 como en la economía mexicana. En el mismo sentido, para su recuperación en febrero de 2009, el CP1G7 adelantó su recuperación en tres meses versus la economía mexicana. Algo similar sucedió para la crisis de la pandemia del COVID-19 (enero 2020 a abril 2020), el CP1G7 presenta una sincronía coincidente en el inicio de la crisis en enero de 2020 y su fin en abril de 2020.

Por otro lado, el CP2G7, presenta una baja conformidad con respecto a la economía mexicana. Lo anterior puede observarse en el comportamiento de los picos y valles para la crisis de la pandemia del COVID-19. Mientras la economía mexicana se ve afectada por una caída, el CP2G7 presenta una expansión. Por lo anterior se concluye que son series opuestas a los ciclos de negocio. Con relación a la crisis Subprime, del 2008, el CP2G7 presenta una sincronía retrasada de un mes respecto a la economía mexicana, para el inicio y fin de la crisis.

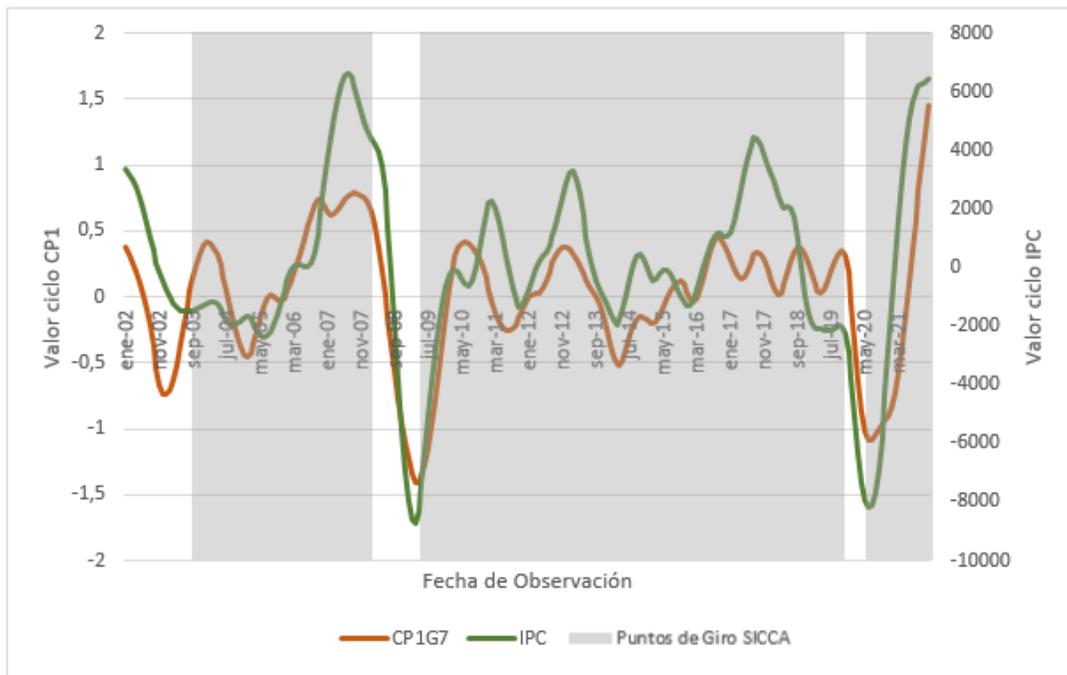


**Figura 4.** Comparativa entre el IPC, el Indicador propuesto y puntos de giro del SICCA.  
Fuente: Elaboración propia con series históricas de la CNBV, INEGI y Yahoo Finance.

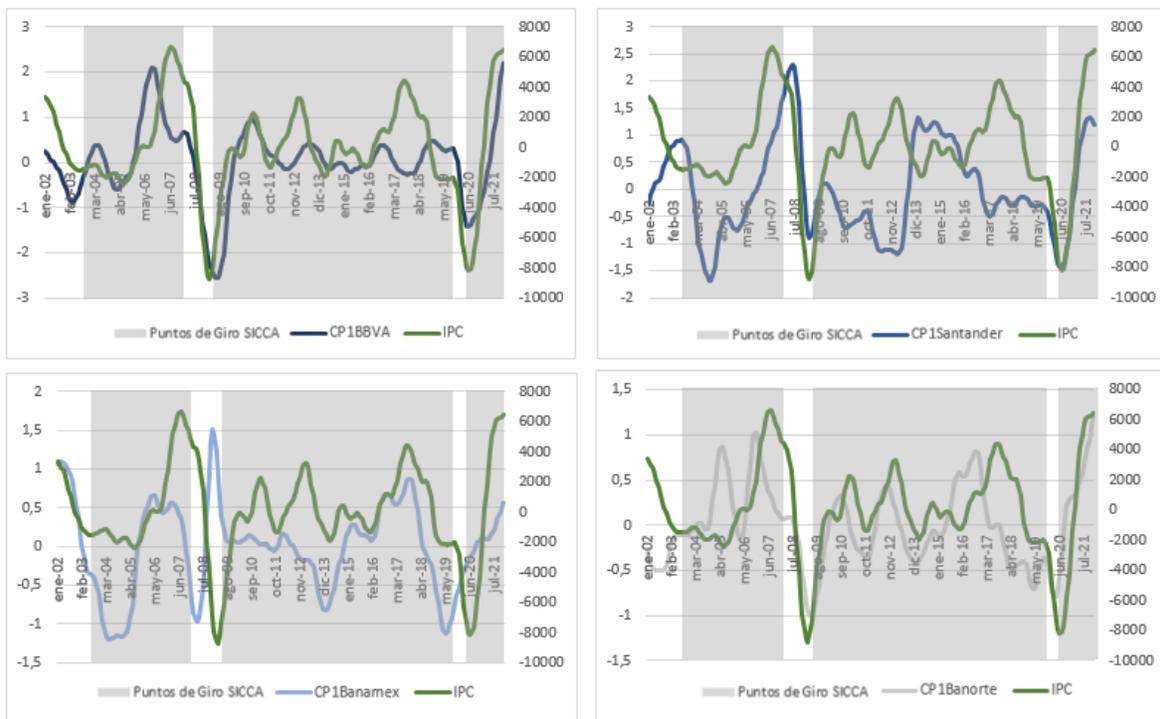
En la figura 4, están las series originales del CP1G7 y del IPC, junto con las fechadas de los puntos de giro del SICCA. Se observa una alta sincronía entre el CP1G7 y el IPC, así también con los puntos de giro del SICCA, para todos los picos y valles del SICCA, que corresponden con las crisis Subprime, del 2008 y la crisis de la pandemia del COVID-19. En el mismo sentido, se percibe una alta conformidad en las series del CP1G7, IPC y SICCA (expansiones y recesiones que se corresponden en momentos similares), sugiere que este primer componente podría utilizarse como un indicador coincidente respecto a la economía mexicana y con una sincronía casi coincidente con el IPC.

En la Figura 5, están tanto los ciclos del CP1G7 como los del IPC, junto con el fechado de los puntos de giro del SICCA. Se identifica una alta sincronía entre el ciclo del CP1G7 versus los puntos de giro del SICCA. Las fechas de inicio y fin de las crisis Subprime, del 2008 y de la pandemia del COVID-19, se corresponden. Es decir, los ciclos bancarios recientes las recesiones casi al mismo tiempo que la economía nacional, al igual que sus expansiones.

Por su parte, el ciclo del CP1G7 versus el IPC presenta una sincronía retrasada, por poco tiempo, pues el IPC anticipa con pocos meses al CP1G7. Con lo anterior se concluye que el ciclo financiero obtenido a partir de los mercados financieros es un indicador adelantado a las recesiones bancarias y de la economía.



**Figura 5.** Comparativa entre ciclos el IPC, ciclos del Indicador propuesto y puntos de giro del SICCA.  
 Fuente: Elaboración propia con series históricas de la CNBV, INEGI y Yahoo Finance.



**Figura 6.** Comparativa ciclos del IPC, ciclos de los CP1 de los cuatro principales bancos de México y puntos de giro del SICCA.

Fuente: Elaboración propia con series históricas de la CNBV, INEGI y Yahoo Finance.

En la Figura 6 se presentan los ciclos del CP1 para los cuatro bancos principales de G7 (BBVA, Santander, Citibanamex y Banorte) versus los ciclos del IPC, así como los puntos de giro del SICCA.

El CP1 de BBVA, presenta una mayor sincronía con el IPC y con la dinámica de la economía nacional representada a través del SICCA. Durante la crisis Subprime del 2008 y para la crisis del COVID en 2020, tanto las recesiones como las expansiones son prácticamente coincidentes entre el CP1 BBVA y el SICCA, mientras el ciclo del IPC anticipa a ambos con al menos dos meses.

El CP1 para Santander y Banorte presentan una sincronía retrasada versus el IPC y los puntos de giro del SICCA, con al menos un mes. Es decir, mientras el indicador de la economía mexicana y el IPC ya mostraron sus efectos en las recesiones, el CP1 para Santander y Banorte aún continuaba al alza.

Finalmente, el CP1 del Citibanamex, es el que menor sincronía presenta con los ciclos del IPC y la dinámica nacional. Puede observarse como existe una expansión para el ciclo del CP1 de Citibanamex, durante la crisis Subprime del 2008, mientras hay una recesión en la economía mexicana a través del SICCA, y del IPC. Un caso similar se presenta para la crisis del COVID-19 en 2020. Mientras la economía mexicana y el IPC presentan una recesión, en el CP1 de Citibanamex hay una expansión. Lo anterior sugiere que las líneas de negocio de este banco pudieran no estar relacionadas con la trayectoria de la economía mexicana, sino más en inversiones y activos en el exterior, como lo sugiere su estrategia comercial, con la venta de este grupo financiero<sup>30</sup>.

#### **4.1.3 Comportamiento de métricas antes y después de periodos crisis**

Se analiza el impacto de las crisis financieras en el comportamiento de las métricas utilizadas en el ACP para el G7, en la figura 7, están los eigenvectores de cada métrica, en el espacio CP1 vs CP2. A cada cuadrante se le asignó una categoría, con base a las métricas contenidas.

Cuadrante I, Indicadores de Rentabilidad y Cobertura, en este cuadrante están las métricas ROA, ROE, Resultados Operacionales, Resultados antes de Impuestos, las cuales miden la rentabilidad de la banca, igualmente la variable de Estimaciones Preventivas para Riesgos Crediticios la cual indica el nivel de provisiones para hacer frente a las pérdidas por impago de los clientes.

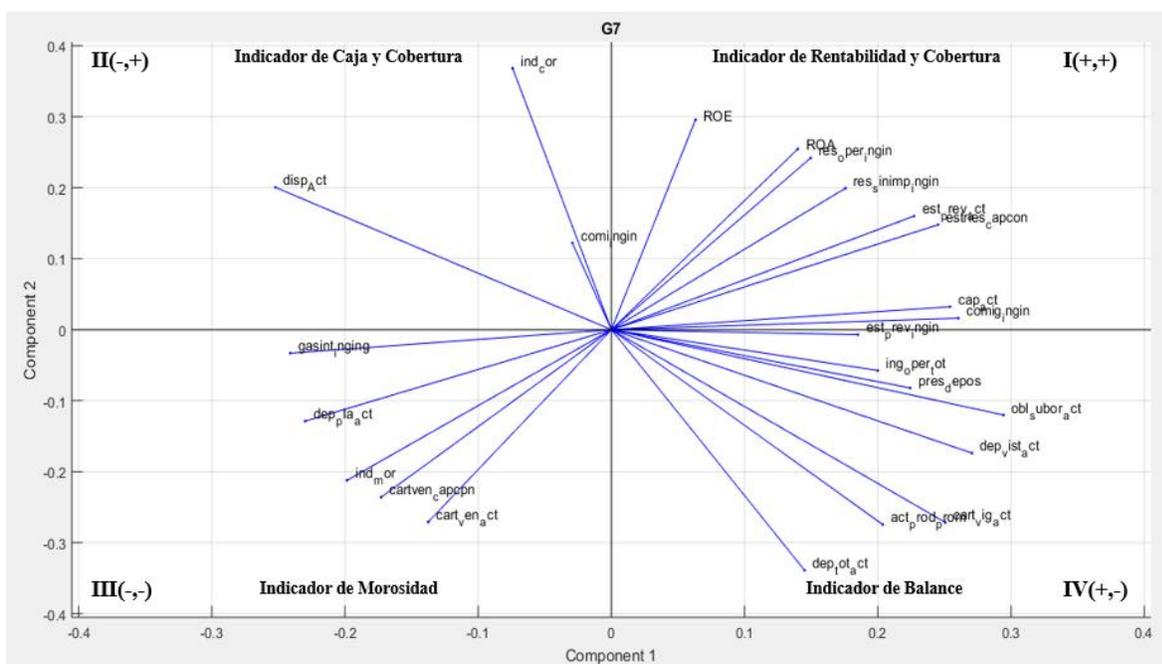
Cuadrante II, Indicadores de Caja y Cobertura, en este cuadrante se ubican las métricas de Disponibilidades e Índice de Cobertura como las más representativas.

Cuadrante III, Indicadores de Morosidad, compuesto por las métricas Cartera Vencida e Índice de Morosidad, también está presente la variable Depósitos a Plazo.

Cuadrante IV, Variables de Balance, contiene variables de activos y pasivos, como la Cartera Vigente, Depósitos Totales, Depósitos a la Vista, Obligaciones Subordinadas y Activos Productivos.

---

<sup>30</sup> <https://www.forbes.com.mx/negocios-venta-banamex-estrategia-muy-buen-negocio-citi/>



**Figura 7.** Distribución de variables en el espacio formado por los Componentes Principales Uno vs Dos (CP1 vs CP2) para el G7.

Fuente: Elaboración propia con series históricas de la CNBV.

Una vez ubicadas las métricas en el espacio CP1 vs CP2, se procedió al análisis de la dinámica de los puntajes en el mismo espacio, a través del tiempo. Para realizar este estudio, primero, se dividió el conjunto de datos en periodos de tiempo, antes de cada crisis, durante y posterior a ella. En total se fraccionó la muestra en cinco periodos, como se muestra en la Tabla 2, con un color asignado para cada periodo, el cual se utilizó tanto para señalar cada puntaje dentro del periodo como la flecha que indica la dirección de su movimiento.

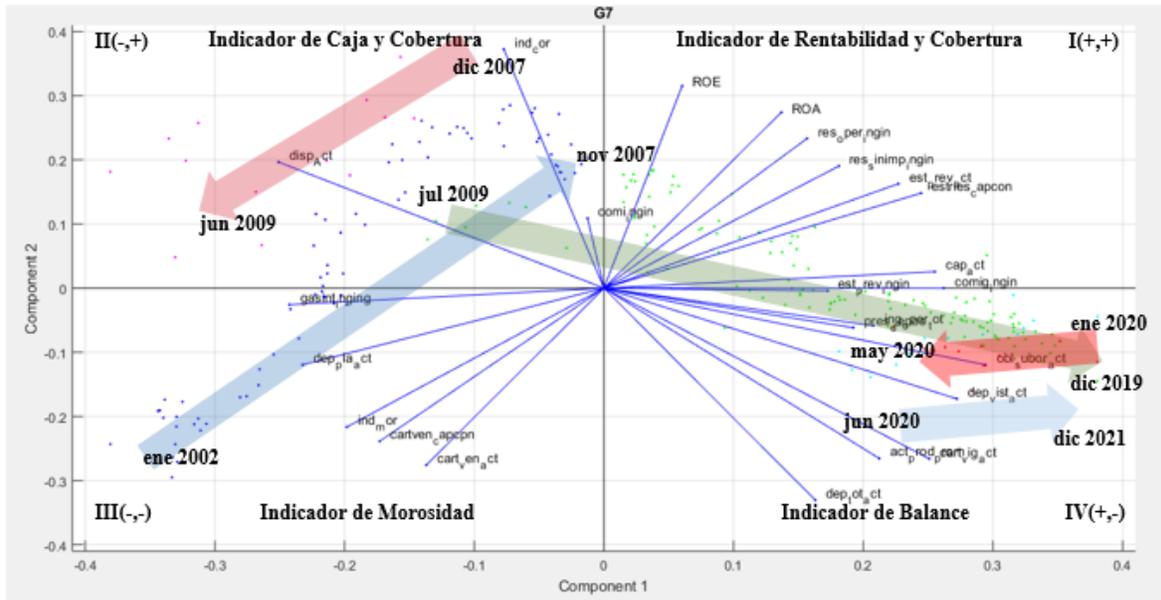
**Tabla 2.** Fechas de agrupación de los puntos y color asignado.

Periodo - Rango de fechas	Color
enero 2002 – noviembre 2007	Azul
diciembre 2007 – junio 2009	Magenta (Crisis <i>Subprime</i> )
julio 2009 – diciembre 2019	Verde
enero 2020 – mayo 2020	Rojo (Crisis <i>COVID-19</i> )
junio 2020 – diciembre 2021	Azul turquesa

Fuente: Elaboración propia.

En la figura 8, están tanto los puntajes como la dirección de su evolución a través del tiempo para cada periodo. El primer periodo es de enero 2002 a noviembre 2007 (azul), el primer puntaje corresponde a la fecha enero 2002 y el último a noviembre de 2007, la dirección de los puntajes en este periodo inicia en el cuadrante III, el Índice de Morosidad en su punto más elevado de todo el periodo de análisis, mientras la rentabilidad y el balance en un punto bajo respecto al horizonte total;

durante el periodo la banca aumenta su rentabilidad y se direcciona al cuadrante I, disminuyendo la morosidad, mientras el balance no tiene mayor impacto para este periodo, este fue el escenario con mayor crecimiento de la rentabilidad.



**Figura 8.** Distribución de observaciones y variables en los Componentes Principales para el G7.  
 Fuente: Elaboración propia con series históricas de la CNBV.

Durante la crisis Subprime, periodo de diciembre 2007 a junio 2009 (magenta), el comportamiento de la banca inicia en el cuadrante II y se desplaza hacia el cuadrante III, se ve aumentada la morosidad o Cartera Vencida, acompañado de una reducción en su rentabilidad, este comportamiento es opuesto al cuadrante IV, el comportamiento va en contra del Indicador de Balance, sin ser completamente opuesto.

Posterior a la crisis, periodo de julio del 2009 a diciembre de 2019 (verde), los puntajes inician en el cuadrante II y se mueven al Indicador de Balance, cuadrante IV, esto marca el posicionamiento de la banca, las instituciones aumentan tanto sus activos como pasivos, por medio de la colocación de créditos y captación de depósitos respectivamente, pasando por el cuadrante I, lo que muestra que el indicador de rentabilidad aumenta sin ser el mayor determinante del periodo, así mismo, el Indicador de Morosidad presenta un decrecimiento. Según las observaciones la banca se consolidó y aumentó su participación en México de manera sostenida.

Durante la crisis del COVID 19, periodo de enero 2020 a mayo 2020 (rojo), la banca se comporta similar a lo visto durante la crisis Subprime, este periodo inicia en el cuadrante IV dirigiéndose al Indicador de Morosidad, cuadrante III, aumenta la Cartera Vencida, acompañado de una disminución en la rentabilidad, comportamiento opuesto también al Indicador de Balance, esta vez con mayor impacto en la disminución de activos y pasivos. En particular, esta crisis no se aproximó tanto al cuadrante III como la Subprime.

El último tramo de tiempo inicia junio 2020 y va hasta diciembre de 2022 (azul turquesa), la banca se estabiliza, se desplaza hacia los cuadrantes IV y I, en dirección contraria a los cuadrantes II

y III, por la posición de las últimas observaciones, se puede decir que la banca está queriendo volver a niveles pre pandemia, tanto en nivel de activos y pasivos como de rentabilidad, así mismo se observa la disminución del Índice de Morosidad, con una perspectiva de crecimiento en los siguientes meses.

## 5. Conclusiones

El uso de información de los Estados Financieros del G7 permitió construir un índice acerca del desempeño del sector bancario mexicano CP1G7. Se mostró que el índice propuesto CP1G7, al ser comparado sus ciclos versus los del IPC y el SICCA, es un indicador adecuado para medir el estado (recesión o expansión) que guarda el sistema bancario mexicano, o incluso, un banco en específico. En particular, el índice reveló estar altamente relacionado con la economía mexicana, al tener una sincronía casi coincidente con su principal indicador, el SICCA, así también, se advirtió que el IPC, ciclos financieros, adelanta tanto a los ciclos económicos como a los bancarios.

Adicionalmente, el análisis de la dinámica de los puntajes en periodos antes, durante y después de las crisis Subprime y COVID 19, permitió identificar las variables que más impactan en cada periodo (estado del sector), así como la dirección que tuvieron, lo cual es útil como complemento para análisis financieros o de riesgos. En particular, el comportamiento de la banca en los periodos previos, durante y posteriores a las crisis se vio determinado en su mayoría por aumentos y disminuciones en variables específicas. Por ejemplo, tanto previo como posterior a las crisis, la banca tiende a aumentar su rentabilidad además de consolidar su posición con un crecimiento sostenido en sus activos y pasivos, durante las crisis, estas variables retroceden, con un impacto mayor en la rentabilidad, mientras el Índice de Morosidad incrementa, dado el incremento en la cartera vencida.

En conclusión, el CP1G7 propuesto, no solo se valida mediante su conformidad y sincronía con los ciclos económicos y financieros, si no también, con base al análisis de la dinámica de las variables en el espacio CP1 vs CP2; donde queda de manifiesto el deterioro del sector en los periodos de las crisis analizadas. Tanto el índice CP1G7 como el análisis de la dinámica de los puntajes, son herramientas útiles para la detección temprana de posibles amenazas para la estabilidad financiera.

## Referencias

- [1] Badarau, F., Levieuge G. (2010). Assessing the Potential Strength of a Bank Capital Channel in Europe: A Principal Component Analysis. Recuperado de. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00641983v2>
- [2] Broto, C., Alonso, J., Cáceres, G., et al. (2021). How Do Central Banks Identify Risks? A Survey of Indicators. Banco de España Occasional Paper No. 2125. <http://dx.org/10.2139/ssrn.3934181>
- [3] Chen, S., Svirydzhenka, K. (2021). Financial Cycles – Early Warning Indicators of Banking Crises?. IMF Working Paper No. 21/116, pp. 1-79. <https://doi.org/10.5089/9781513582306.001>
- [4] Fang, L., Xiao, B., Yu, H., You, Q. (2017). A stable systemic risk ranking in China's banking sector: Based on principal component analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Volumen 492, pp. 1997-2009. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.11.115>

- [5] Feng, W., Zhao, Y., Deng, J. (2009). Application of SVM Based on Principal Component Analysis to Credit Risk Assessment in Commercial Banks. WRI Global Congress on Intelligent Systems, Volumen 4, pp. 49-52. <https://doi.org/10.1109/GCIS.2009.46>
- [6] Giambona F., Vassallo R. (2013). Composite Indicator of Financial Development in a Benefit – of – Doubt Approach. *Economic Notes by Banca Monte dei Paschi di Siena SpA*, vol. 42, pp. 171–202. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0300.2013.12005.x>
- [7] Gogas, P., Papadimitriou, T., & Agrapetidou, A. (2018). Forecasting bank failures and stress testing: A machine learning approach. *International Journal of Forecasting*, 34(3), pp. 440–455. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.01.009>
- [8] Grinderslev, O., Kramp, P., Kronborg, A., Pedersen, J. (2017). Financial Cycles: What are they and what do they look like in Denmark. Working Paper No 115. Recuperado de: <https://www.nationalbanken.dk/en/publications/Pages/2017/06/Working-Paper-Financial-Cycles-What-are-they-and-what-do-they-look-like-in-Denmark.aspx>
- [9] Hardy, D. C., Pazarbaşıoğlu, C. (1998), Lending Indicator of Banking Crises: Was Asia Different?. IMF Working Paper No. 98/91, pp. 1-33. <https://doi.org/10.5089/9781451951745.001>
- [10] Heath, J. (2011). Identificación de los ciclos económicos en México: 30 años de evidencia. *Realidad, Datos y Espacio Revista Internacional de Estadística y Geografía*. Volumen 2, 18-31. Recuperado de: <https://rde.inegi.org.mx/index.php/2011/05/08/identificacion-de-los-ciclos-economicos-en-mexico-30-anos-de-evidencia/>
- [11] Hodrick, R. J., Prescott, E. C. (1997). Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation. *Journal of Money, Credit and Banking*, 29 (1), pp. 1-16. <https://doi.org/10.2307/2953682>
- [12] INEGI (2010). Sistema de Indicadores Compuesto y Adelantado. Recuperado de: [http://internet.contenidos.inegi.org.mx/contenidos/Productos/prod\\_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/derivada/coyuntura/sicca/sicca.pdf](http://internet.contenidos.inegi.org.mx/contenidos/Productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/derivada/coyuntura/sicca/sicca.pdf)
- [13] Ismail, R., Shahri, N. H., Basir, N. L. (2018). Selecting The Most Significant Determinants that contributes to Islamic banks profitability using Principal Component Analysis. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, pp. 923-931. <https://doi.org/10.6007/IJARBS/v8-i12/5085>
- [14] King, P., Tabert, H. (2011). Basel III an over view. *Banking Financial Services, Policy Report*. Volumen 30–5, pp 1-18. Recuperado de: [https://www.weil.com/~media/files/pdfs/Basel\\_III\\_May\\_2011.pdf](https://www.weil.com/~media/files/pdfs/Basel_III_May_2011.pdf)
- [15] Jolliffe Ian T. & Cadima Jorge (2016). Principal component analysis: a review and recent developments *Phil. Trans. R. Soc. A* 374:20150202. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
- [16] Lemus, A., Nuñez, M. (2020). Bank stress test: evidence from the main financial markets and Chile. *MPRA Paper No. 99097*. Recuperado de: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/id/eprint/99097>
- [17] Maravall, A., Del Río, A. (2007). Temporal Aggregation, Systematic Sampling, and the Hodrick-Prescott Filter. *Computational Statistics & Data Analysis*, 52 (2), pp. 975-998. Recuperado de: [Temporal aggregation, systematic sampling, and the Hodrick-Prescott filter \(repec.org\)](https://www.repec.org)
- [18] Moore, G. H., Shiskin, J. (1967). Indicators of Business Expansions and Contractions. *National Bureau of Economic Research*, pp. 1-120. Recuperado de: [Indicators of Business Expansions and Contractions | NBER](https://www.nber.org/papers/w0001)
- [19] Morales, F. J., García, G., Ángeles Uribe, E. A. (2013). Sistema financiero y actividad económica en México: negocio y divergencia del sector bancario. *Análisis Económico*, XXVIII(67), pp. 171-198. Recuperado de: [www.redalyc.org/articulo.oa?id=41329570010](http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=41329570010)
- [20] Mousavi, Y., Shaygani B., Noori, P., Ashtiani, M. (2021). The Impact of Business Cycles on Banking System Soundness (With emphasis on Asset Quality). *Applied Economics Studies, Iran (AESI)*, Volume 10, pp. 15-37. <https://doi.org/10.22084/AES.2021.23303.3221>

- [21] Pereira, M., Martinuci O., Correa A., Ekel P., Abreu, J., Laudares, S. (2022) Representing Multidimensional Phenomena of Geographic Interest: Benefit of the Doubt or Principal Component Analysis?, *The Professional Geographer*, 74:4, pp. 758-771, <https://doi.org/10.1080/00330124.2022.2048868>
- [22] Pushpkant, S., Masuma, M. (2017). From Basel I to th Basel III. *International Journal of New Technology and Research (IJNTR)*, Volume-3, Issue-1, pp. 66-70. Recuperado de: [www.ijntr.org/download\\_data/IJNTR03010033.pdf](http://www.ijntr.org/download_data/IJNTR03010033.pdf)
- [23] Ravi, V., Pramodh, C. (2007). Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: Application to bankruptcy prediction in banks. *Applied Soft Computing*, Volumen 8, pp. 1539-1548. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2007.12.003>
- [24] Ravisankar, P., Ravi, V. (2009). Failure Prediction of Banks Using Threshold Accepting Trained Kernel Principal. *World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing*, pp. 7-12. <https://doi.org/10.1109/NABIC.2009.5393592>
- [25] Román de la Sancha, L., Hernández Álvarez, F., Rodríguez Garcia, G. (2019). Co-movimientos entre los índices accionarios y los ciclos económicos de Estados Unidos y México. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época*. Volumen 14, pp. 693-714. <https://doi.org/10.21919/remef.v14i4.352>
- [26] Stock, J. H., Watson, M. W. (1998). Business Cycle Fluctuations in U.S. Macroeconomic Time Series. *NBER Working Papers Series*, pp. 1-46. [https://doi.org/10.1016/S1574-0048\(99\)01004-6](https://doi.org/10.1016/S1574-0048(99)01004-6)
- [27] Wong, T., (2016). Modeling Cyclical Markets – Part 1. *Advisor Perspectives*. pp 1-11. Recuperado de: <https://www.advisorperspectives.com/articles/2016/10/24/modeling-cyclical-markets-part-1>
- [28] Vásquez N., Núñez J. A. (2009). Análisis de tendencias en los Indicadores Financieros de la Banca Mexicana. *Contaduría Universidad de Antioquia*, 54, pp. 145-168. Recuperado de: <https://revistas.udea.edu.co/index.php/cont/article/view/7966>

## 7. Anexos

### 7.1 Anexo 1 – Descripción de las variables

A continuación, se describen las variables utilizadas, la división sobre Activo (/Activo) significa que la variable representa una proporción respecto al total del activo, igualmente para otras variables como Capital o Ingresos por Intereses:

- *Activos totales* - Suma de los rubros o cuentas contables dentro del activo en los estados financieros, como las disponibilidades, cartera de créditos, inversiones en valores entre otros.
- *Disponibilidades/Activos (disp\_Act)* - Montos por conceptos de dinero en caja (bóvedas), dinero en otros bancos y otras disponibilidades como dinero en otras divisas.
- *Cartera vigente/Activos (cart\_vig\_act)* - Créditos pagados por los clientes y que no tienen más de 90 días de atraso en sus pagos.
- *Cartera vencida/Activos (cart\_ven\_act)* - Monto de los créditos no pagado por los clientes moratorios, es decir que llevan más de 90 días con retrasos en sus pagos.
- *Estimación preventiva para riesgos crediticios/Activos (est\_prev\_act)* - Monto de reservas que estima la institución bancaria según normas regulatorias de la CNBV, para hacer frente al monto de los créditos que no será pagado por los clientes.

- *Depósitos Totales/Activos (dep\_tot\_act)*- Monto reflejado como pasivo del banco por el concepto de depósitos que han realizado los clientes, como ejemplo los que se tienen por el concepto de pagos de nómina a las personas.
- *Depósitos a plazo/Activos (dep\_pla\_act)* - Es la parte de los depósitos que cuenta con un plazo fijo para ser devuelto a los clientes, este tipo de depósitos paga intereses a los clientes.
- *Obligaciones subordinadas/Activos (obl\_subor\_act)* - Valor de los títulos de renta fija emitidos cuyo cobro de intereses puede estar condicionado a cierto nivel de beneficios, en caso de quiebra, los poseedores de los títulos deberán esperar al pago de las deudas ordinarias.
- *Activos productivos promedio/ Activos (act\_prod\_prom)*- El activo productivo es el monto representado por la cartera de créditos vigente más la cartera de inversiones en títulos y valores. Esta variable representa la proporción entre estos activos y el total de los activos.
- *Depósitos exigibilidad inmediata/Activos (dep\_vist\_act)* - Es la parte de los depósitos que no cuenta con una fecha mínima en que pueda ser retirado, por lo que los clientes disponen de ellos cuando lo necesiten, este tipo de depósitos no paga intereses a los clientes.
- *Cartera vencida/Capital (cart\_ven\_capcpn)* - Monto de los créditos no pagado por los clientes moratorios, es decir que llevan más de 90 días con retrasos en sus pagos.
- *Estimación preventiva para riesgos crediticios/Capital (estries\_capcon)* - Monto de reservas que estima la institución bancaria según normas regulatorias de la CNBV, para hacer frente al monto de los créditos que no será pagado por los clientes.
- *Capital Contable/Activos (cap\_act)* - Esta variable representa la razón entre el capital contable actual de la institución y el monto del total de activos.
- *Gastos por intereses/ingresos por intereses (gasint\_inging)*- Monto de intereses que se pagaron por la institución a las contrapartes, esto puede ser por saldos de depósitos con intereses o préstamos interbancarios entre otros.
- *Estimación preventiva para riesgos crediticios/Ingresos por intereses (est\_prev\_ingin)* - Es el gasto efectivamente ejecutado en el mes por concepto de los créditos que no fueron pagados por los clientes.
- *Ingresos por comisiones, tarifas y otros ingresos/ingresos por intereses (comi\_ingin)*- Ingresos derivados del cobro de comisiones.
- *Intereses inversiones en valores, operaciones con valores, derivados/Ingresos por intereses (int\_val\_ingin)* - Son los ingresos generados por inversiones en acciones o bonos, igualmente los ingresos generados por instrumentos derivados se consolidan en este rubro.
- *Otras comisiones y tarifas cobradas/Ingresos por intereses (otr\_ing\_ingin)*- Tarifas cobradas que no se encuentren en el rubro de comisiones y tarifas cobradas.
- *Comisiones y tarifas pagadas/ingresos por intereses (comig\_ingin)* - Gastos incurridos por pago de comisiones y tarifas, uso de locaciones de otros bancos como cajeros o servicios.
- *Resultado antes de impuestos a la utilidad/Ingresos por intereses (res\_sinimp\_ingin)*- Neto de todos los ingresos de la institución con todos los gastos incurridos, incluidos los montos provenientes directamente de la operación y otros gastos o ingresos.
- *Resultado de la operación/Ingresos por intereses (res\_oper\_ingin)*- Monto final de resultados luego de aplicar los impuestos correspondientes a las ganancias.
- *(Ingresos operativos totales - gastos operativos totales) / Activos productivos (ing\_oper\_tot)*- Total de ingresos y el total de gastos de la institución, dividido en activos productivos totales.
- *ROA*- Ratio de ingresos totales de la institución sobre los activos totales.
- *ROE*- Ratio de ingresos totales de la institución sobre el capital contable.

- *Cartera de Créditos total/Depósitos Totales (pres\_depos)*- Ratio del total de cartera de créditos incluyendo vigente y vencida sobre el total de depósitos incluyendo vista y plazo.
- *Índice de Morosidad de cartera total (ind\_mor)*- Porcentaje de la cartera que ha entrado en mora, es decir que está con estatus de cartera vencida.
- *Índice de cobertura de la cartera total (ind\_cor)*- Porcentaje del monto que se tiene cubierto de la cartera vencida por las estimaciones preventivas para riesgos crediticios.
- *Capital Neto / Requerimiento de Capital Total (req\_capnet\_rectot)*- Monto a reservar por regulación para por el riesgo de insolvencia, porcentaje sin cubrir por las estimaciones preventivas de riesgo crediticio, se calcula con los activos ponderados por riesgo. El denominador es el monto requerido para hacer frente a estos riesgos según la normativa.
- *Capital Básico / Requerimiento de Capital Total (req\_capbas\_rectot)*- Monto compuesto por los activos de alto valor que de la institución, como reservas de capital, utilidades, inversiones en entidades financieras, inversiones en personas relacionadas entre otros. El denominador es el monto mínimo que se requiere para hacer frente a estos riesgos según la normativa.
- *Capital Básico / Activos en Riesgo Totales (CCB) (req\_capbas\_act\_ries)*- Ratio entre el capital básico y los activos en riesgo totales, estos últimos corresponden a los préstamos, activos sujetos a riesgo de mercado y operaciones sujetas a riesgo operacional.

En la Tabla 2, se lista las variables utilizadas, en la primera columna es el nombre de la variable, la segunda una descripción breve de su cálculo y la tercera el origen del dato<sup>31</sup>.

**Tabla 2.** Descripción de las variables calculadas. Fuente: Elaboración propia.

Variable	Descripción del cálculo	Fuente
disp Act	Disponibilidades/Activos	Balance
cart_vig_act	Cartera vigente/Activos	Balance
cart_ven_act	Cartera vencida/Activos	Balance
est_prev_act	Estimación preventiva para riesgos crediticios/Activos	Balance
dep_tot_act	Depósitos/Activos	Balance
dep_pla_act	Depósitos a plazo/Activos	Balance
obl_subor_act	Obligaciones subordinadas/Activos	Balance
act_prod_prom	Activos productivos promedio/ Activo total	Balance
dep_vist_act	Depósitos exigibilidad inmediata/Activos	Balance
cartven_capcpn	Cartera vencida/Capital Contable	Balance
estries_capcon	Estimación preventiva para riesgos crediticios/Capital	Balance
cap_act	Capital contable /Activo Total	Balance
gasint_inging	Gastos por intereses/ingresos por intereses	Resultados
est_prev_ingin	Estimación preventiva para riesgos crediticios/Ingresos por	Resultados
comi_ingin	Ingresos por comisiones, tarifas y otros ingresos/Ingresos	Resultados
int_val_ingin	Intereses inversiones en valores, operaciones con valores, derivados/Ingresos por intereses	Resultados
otr_ing_ingin	Otras comisiones y tarifas cobradas/Ingresos por intereses	Resultados

<sup>31</sup> La columna fuente se determina con base en el cálculo y origen de los datos, si es un dato obtenido del Balance General sobre el total de Activos, tendrá la marca Balance, si es un dato obtenido del Estado de Resultados sobre el total de Ingresos por Intereses, tendrá la marca Resultados, los datos con marca Específica, contienen cálculos con datos tanto del Balance General como del Estado de Resultados, o pueden tener un ratio respecto a una variable distinta a los Activos o Ingresos por Intereses, como ejemplo el ROE, cuyo cálculo se realiza tomando los Ingresos Totales sobre el Capital Total.

comig_ingin	Comisiones y tarifas pagadas/Ingresos por intereses	Resultados
res_sinimp_ingin	Resultado antes de impuestos a la utilidad/Ingresos por	Resultados
res_oper_ingin	Resultado de la operación/Ingresos por intereses	Resultados
ing_oper_tot	(Ingresos operativos totales - gastos operativos totales) / Activos productivos	Específica
ROA	ROA	Específica
ROE	ROE	Específica
pres_depos	Cartera de Créditos Total/Depósitos Totales	Específica
ind_mor	Índice de Morosidad de la cartera total	Específica
ind_cor	Índice de cobertura de la cartera total	Específica
req_capnet_rectot	Capital Neto / Requerimiento de Capital Total	Específica
req_capbas_rectot	Capital Básico / Requerimiento de Capital Total	Específica
req_capbas_act_ri es	Capital Básico / Activos en Riesgo Totales (CCB)	Específica