

**UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ**  
**Colegio de Administración y Economía**

**Construcción de un Índice de Vulnerabilidad Financiera para el**  
**Ecuador**  
**Proyecto de Investigación**

**Sebastián David Reyes Gaibor**  
**Economía**

Trabajo de titulación presentado como requisito  
para la obtención del título de  
Economista

Quito, 10 de mayo de 2017

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ  
COLEGIO DE ADMINISTRACIÓN Y ECONOMÍA

**HOJA DE CALIFICACIÓN  
DE TRABAJO DE TITULACIÓN**

**Construcción de un Índice de Vulnerabilidad Financiera  
para el Ecuador**

**Sebastián David Reyes Gaibor**

Calificación: .....

Nombre del profesor, Título académico: Pedro Romero, Ph.D.

Firma del profesor: .....

Quito, 10 de mayo de 2017

### **Derechos de Autor**

Por medio del presente documento certifico que he leído todas las Políticas y Manuales de la Universidad San Francisco de Quito, incluyendo la Política de Propiedad Intelectual USFQ, y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo quedan sujetos a lo dispuesto en esas Políticas.

Asimismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Firma del estudiante: .....

Nombres y Apellidos: Sebastián David Reyes Gaibor

Código: 00108650

Cédula de Identidad : 1714113352

Lugar y fecha: Quito, mayo de 2017

## AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por las oportunidades que me ha dado. A mi familia quienes son un apoyo incondicional con su amor y su fuerza que me da energía cada día. A mis profesores por su guía y conocimientos transmitidos durante todos estos años. Por último, a mis amigos por todo el ánimo y los buenos momentos que hemos pasamos juntos.

## RESUMEN

En este estudio se construyeron dos índices que miden la vulnerabilidad del sistema bancario ecuatoriano para los años 2003 hasta inicios del 2016. Las metodologías utilizadas fueron la de igual ponderación de la varianza y el análisis de componentes principales. Las variables incluidas son las recomendadas por la CAN para el monitoreo del sistema financiero. Se trabajó con datos estacionarios y se impusieron transformaciones lineales de Johnson para cumplir los supuestos acerca las distribuciones de probabilidad. Al final se comparó las dos metodologías en relación a los hechos históricos sucedidos durante el periodo descrito por cada índice. Se concluye que se prefiere el índice basado en el análisis de componentes principales y que la transformación lineal realizada, necesaria para el desarrollo de los modelos, resta precisión a los resultados.

Palabras clave: índice, vulnerabilidad financiera, banca, riesgo, igual ponderación de la varianza, análisis de componentes principales.

## ABSTRACT

In this article we build a financial vulnerability index for the ecuadorian banking system during the years 2003 to 2016. The methodologies implemented were the equal variance weighting and the principal component analysis. The variables included are the ones that the Andean Community of Countries recommended for monitoring financial vulnerability. The data is stationary and a Johnson transformation was imposed to fulfill the assumptions about the probability distributions. The final results of each methodology were compared at the end. We conclude that the index based on the principal component analysis is preferred and that the linear transformations made, although necessary for the development of the models, at the end diminish the precision of the results.

Key words: index, financial vulnerability, banking, risk, equal variance weighting, principal component analysis.

# TABLA DE CONTENIDOS

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>9</b>
<b>2</b>	<b>Revisión de la Literatura</b>	<b>11</b>
<b>3</b>	<b>Construcción del Índice</b>	<b>14</b>
3.1	Selección y Transformación de los Datos . . . . .	14
3.2	Igual Ponderación de la Varianza . . . . .	19
3.3	Análisis de Componentes Principales . . . . .	19
<b>4</b>	<b>Resultados</b>	<b>20</b>
<b>5</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>23</b>
<b>6</b>	<b>Anexos</b>	<b>25</b>
6.1	FórmulaS de los Parámetros . . . . .	25
6.2	Script de R . . . . .	26
	<b>Referencias</b>	<b>29</b>

## ÍNDICE DE GRÁFICOS

1	Matriz de Correlaciones . . . . .	15
2	Histogramas . . . . .	18
3	Igual Ponderación de la Varianza . . . . .	20
4	Análisis de Componentes Principales . . . . .	21
5	Explicación de la Varianza por Componente . . . . .	21
6	Comparación de Índices . . . . .	22

## ÍNDICE DE TABLAS

1	Pruebas de Normalidad y Estacionariedad . . . . .	16
2	Magnitudes de las Variables de los Dos Primeros Componentes . . . . .	22



# 1. Introducción

Los importantes efectos negativos que causan las crisis financieras sobre la economía real han hecho necesario el monitoreo constante del sistema financiero. Para ello se han desarrollado varias herramientas como las pruebas de estrés, sistemas de alerta temprana o los lineamientos generales determinados en el Comité de Basilea. A través de esto se busca desarrollar una manera de medir el riesgo sistémico y evitar su potencial dispersión. Adicionalmente, se han desarrollado índices que buscan reflejar factores como riesgo e incertidumbre que deriven en una mayor vulnerabilidad. Esta consolidación de la situación financiera, además de ahorrar tiempo en el análisis de varios indicadores, brinda una perspectiva mucho más clara al capturar los distintos movimientos de cada uno de sus partes y ofrecer un balance final de todos ellos.

El objetivo de este trabajo es investigar si se puede resumir la condición general del sistema bancario del Ecuador en un índice, utilizando la metodología de igual ponderación de la varianza (IPV) y el análisis de componentes principales (ACP). Tomando esto en cuenta, este trabajo se basa principalmente en el índice de vulnerabilidad financiera creada por la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS), así como en la construcción de índices similares creados para Finlandia. (Huotari, 2015) En resumen, la base de la investigación se basa en la solución de un problema metodológico del ACP en el que se fundamenta el índice de la SBS a través de los lineamientos presentados en el trabajo de Jarkko Huotari, así como su comparación con los resultados obtenidos con la IPV. Esto se debe a que en el estudio realizado por la SBS se pudo constatar, a través de su replicación, que las bases de datos utilizadas no cumplían con los supuestos de normalidad y estacionariedad necesarios.

En cuanto a los métodos utilizados, es importante señalar que ambos suponen una distribución de probabilidad normal ya que la medición de riesgo se realiza en desviaciones estándar de la media, en una distribución de probabilidad normal de media 0 y desviación estándar  $\sigma$ . (Huotari, 2015) Adicionalmente, es necesario que ambos momentos de la distribución se mantengan constantes a lo largo del periodo estudiado. Es decir, se necesita que las series sean

estacionarias. (Tsay, 2005) Por consiguiente, el análisis de componentes principales que puede ser utilizado como un método no paramétrico, en este caso se convierte en uno paramétrico ya que se tiene que tomar en cuenta los dos primeros momentos de una campana de Gauss.

Entre las consecuencias que existen por trabajar con datos estacionarios se encuentra la posibilidad de que el primer componente obtenido sea simplemente una función lineal con igual ponderación de todos los indicadores utilizados o que la posible tendencia que exista en los datos se traslade al índice final. (Ryan & Lansangan, 2007) Esto último puede ser muy pernicioso ya que si el índice, como consecuencia de esto, cuenta con una tendencia que se alinea en la dirección de lo que se interpretó como una disminución de la vulnerabilidad, se creará un claro sesgo hacia una condición financiera sólida. Lamentablemente, este es el caso del estudio de la Superintendencia de Bancos. Por otro lado, si los datos no tienen una distribución normal se impedirá su estandarización y en consecuencia no se los podrá comparar. Dicha comparación se posibilita al estandarizar las variables ya que se puede medir los movimientos de las series en desviaciones estándar de la media, en lugar de simples variaciones de valores. Además, las unidades se pueden interpretar como escenarios que se alejan de la situación promedio del periodo estudiado. Si dicho periodo es adecuado, presentará a una situación estable como el promedio y a las desviaciones como aumento del riesgo o vulnerabilidad del sistema bancario.

En vista de que los datos no cumplen con estos supuestos, se necesitó transformarlos en dos maneras: para lograr la estacionariedad se los diferencié y para obtener la normalidad se llevó a cabo una transformación lineal de Johnson. El detalle de estas transformaciones se desarrollará en las secciones siguientes. Por lo tanto, el trabajo se dividirá en cinco partes. La primera desarrollará la revisión de la literatura. La sección dos presentará la transformación de las variables. La sección tres explicará los modelos de ponderación de igual varianza y el análisis de componentes principales. La cuarta presentará los resultados y la quinta concluirá.

## 2. Revisión de la Literatura

Entonces, como se explicó brevemente en la introducción, los índices de estrés financiero se han desarrollado como un método para reflejar el riesgo sistémico dentro de los mercados financieros. Estos solo comprenden una herramienta, de todas las que existen, y se han creado especialmente a partir de la crisis financiera del 2008. (Huotari, 2015) A medida que aumenta la complejidad del sector financiero, las variables se multiplican y con ello los potenciales problemas que pueden surgir. En consecuencia, la definición de lo que se considera como riesgo sistémico resulta ambigua y abstracta, sin mencionar los consiguientes intentos de medirlos. Por ejemplo, según (Holló, Kremer, & Lo Duca, 2012) el riesgo sistémico es la inestabilidad general del sistema financiero. Otra definición en cambio, lo describe como el riesgo de que la inestabilidad del sistema financiero se esparza de tal manera que afecte el sector real de la economía, disminuyendo el crecimiento y el bienestar. (De Bandt Hartman, 2000) Debido a que la segunda resalta las potenciales consecuencias en el sector real, se la tomará en cuenta en el trabajo.

Por otro lado, según Huotari existen tres metodologías principales para la construcción del índice y es necesario que se las realicen para la comparación de sus resultados, la formación de un criterio y la elección final de una de ellas. La primera, la más simple e intuitiva, es la de igual ponderación de la varianza que resume la situación financiera a través de un promedio aritmético. La segunda es el análisis de componentes principales que busca reducir la dimensionalidad de los datos en un índice final. Por último, la metodología de agregación teórica del portafolio que crea un índice que toma en cuenta las correlaciones entre cada parte. Todas estas metodologías se basan generalmente en datos extraídos a partir de diferentes mercados que comprenden el sistema financiero. Como se puede ver en (Cabrera, Hurtado, Morales, Rojas, 2014), los mercados utilizados son instituciones crediticias, bienes raíces, sector externo, mercado de dinero (money market) y mercado de deuda. La manera en la que las distintas metodologías tratan con cada mercado va a ser la principal diferencia entre cada una. De esta manera, en el primer caso se ponderará, como su nombre lo indica, de manera

equivalente la varianza de cada mercado. En cambio en el ACP se utilizarán las ponderaciones diferentes que se obtengan a partir de la rotación de los componentes principales. Por su parte, la metodología de portafolio no solo determina pesos de los distintos mercados sino que refleja a través de las correlaciones los movimientos conjuntos de cada mercado para así capturar con más precisión el concepto de riesgo sistémico. (Huotari, 2015) Por lo tanto, resulta fácil ver que esta última metodología debería ser la que más potencial tenga para ser utilizada.

No obstante, en el caso del Ecuador existen restricciones estructurales que limitan el análisis. El tamaño y complejidad del sistema financiero ecuatoriano, así como la disponibilidad de los datos hacen que sea difícil la implementación de metodologías más complicadas. Por ejemplo, la subdivisión del sistema financiero en diversos mercados resulta difícil puesto que de los cinco utilizados, existe la posibilidad real de utilizar dos: las instituciones crediticias y las bienes raíces. Por ejemplo, el análisis del sector externo se limita por la dolarización que impide tener datos relacionados al tipo de cambio. Para el mercado de dinero se necesitaría un mayor desarrollo del mercado interbancario así como de la deuda soberana de corto plazo. De igual manera, la falta de una cotización real de la deuda soberana a largo plazo impide la utilización de datos para mercado de deuda. Por último, a pesar de que sí existe un desarrollo suficiente en el inmobiliario, existe poca disponibilidad en los datos de los precios de las mismas.

Esto resulta muy problemático puesto que las bases de las tres metodologías se construyen de la manera siguiente: existen indicadores específicos a cada mercado a partir de los que se forman cada uno de los cinco subíndices y a partir de estos, a su vez, se calcula el índice final. (Huotari, 2015) En el caso ecuatoriano solo se puede llegar a un subíndice para el mercado crediticio y en consecuencia, pierde sentido realizar la metodología de agregación del portafolio puesto que no existen correlaciones entre los distintos mercados que se puedan medir conjuntamente. Esto incluso afecta el concepto de riesgo sistémico puesto que el estudio del sistema financiero se resume en el mercado crediticio. Por consiguiente, la incertidumbre en esta área acapara la gran mayoría del sistema, dejando poco espacio restante al cual esparcirse y convirtiéndose automáticamente en riesgo sistémico.

Las limitaciones de los datos además de restringir una metodología también obligaron a realizar transformaciones. Si bien, como se mencionó anteriormente, para lograr la estacionariedad simplemente se diferenciaron los datos necesarios, para tener distribuciones normales se debió seguir un proceso más largo. Durante el trabajo se trataron transformaciones logarítmicas, exponenciales y de Box-Cox. Sin embargo, no se pudo obtener las distribuciones de probabilidad deseadas. Para ello fue necesario realizar transformaciones lineales de Johnson como es detallado en (Slifker & Shapiro, 2012). El desarrollo de este proceso y cuáles variables tuvieron que ser transformadas se explicará en la siguiente sección. Una vez hecho esto, la implementación de las metodologías se llevó a cabo de manera estándar.

Para el caso de la metodología de igual ponderación de la varianza, se siguió un método similar al presentado por Lo Duca y Peltonen, aunque con un enfoque final diferente. En dicho trabajo se menciona explícitamente una transformación de las variables. Por ejemplo, se quitó la tendencia de la variable patrimonio sobre capitalización de mercado en relación al PIB con el fin de corregir la no estacionariedad. Sin embargo, en el final de este estudio se realizan regresiones con el fin de estimar las relaciones de estas variables financieras con el sector real de la economía. Este trabajo por su parte, busca más bien llegar a un mismo resultado a través de distintos caminos y contrastar lo obtenido al final. De esta manera, en cuanto al análisis de componentes principales se siguieron los métodos delineados por Huotari en el que se decidió utilizar simplemente el primer componente principal como las ponderaciones de cada variable en la vulnerabilidad final del sistema, a diferencia de lo desarrollado por (Park & R, 2013) donde toman en cuenta los tres primeros componentes.

Por último, los datos utilizados son los mismos que se usó la SBS, salvo por el ratio entre depositantes y población total que no se lo pudo conseguir. Estos indicadores a su vez se basan en un documento presentado por la (Comisión de la Comunidad Andina, 2011), en la que se fija como lineamiento 12 razones financieras que sirvan para monitorear la situación bancaria. Estos indicadores son muy similares a los utilizados por el Banco Central del Ecuador para la construcción del índice de vulnerabilidad financiera. (Unidad de Gestión de Riesgo del Sistema Financiero, 2015) En esta investigación, en cambio, se mide la vulnerabilidad como

un índice cuantitativo que resulta del promedio ponderado del índice de solvencia y el CAMELS desarrollado a partir del ACP de sus variables. No obstante, el enfoque de este índice es más bien hacia un sistema de alerta temprana del riesgo de acuerdo al punto en el ciclo económico que se encuentre, en donde se desarrolla una escala del 0 al 6 que describe la vulnerabilidad de menor a mayor. Por último, es importante ver que tanto la Superintendencia de Bancos como el Banco Central del Ecuador se limitan, al igual que esta investigación, a medir el sector bancario. Además, en los reportes de monitoreo de riesgo sistémico se utilizan en gran parte los mismos indicadores. (Banco Central del Ecuador, 2017) Esto puede afectar la interpretación del resultado final puesto que las demás instituciones financieras como cooperativas de ahorro y crédito, mutualistas y demás, no son tomadas en cuenta. Por consiguiente, este trabajo entiende el índice construido como uno bancario y sugiere como extensión a la investigación el desarrollo de las instituciones financieras restantes.

### **3. Construcción del Índice**

#### **3.1. Selección y Transformación de los Datos**

Antes de la implementación de ambos métodos fue necesario trabajar los datos. En primer lugar se buscó eliminar los datos redundantes de la lista original con la que se trabajaría. Para ello se decidió medir las correlaciones de cada variable. Los resultados obtenidos son los siguientes:

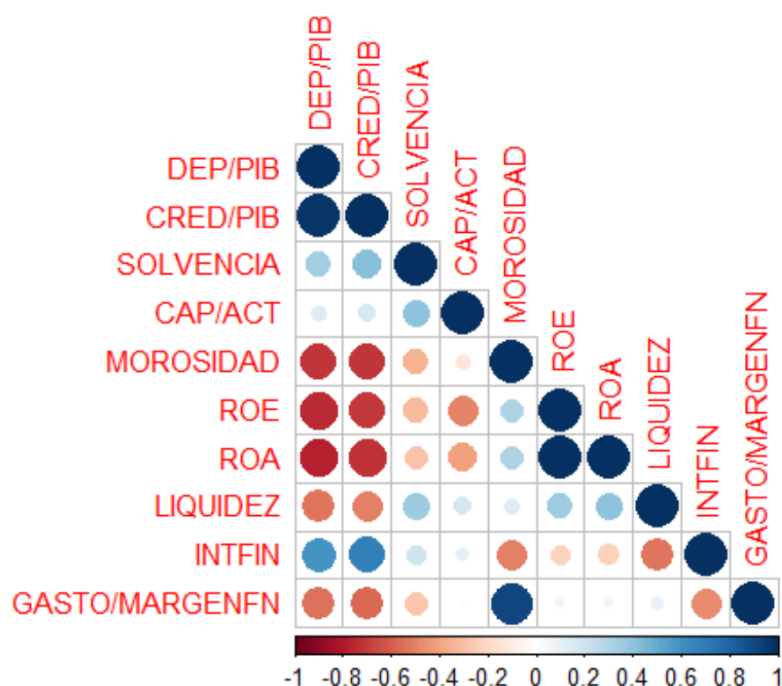


Figura 1: Matriz de Correlaciones

De las variables comparadas, créditos sobre PIB y depósitos sobre PIB tienen una alta correlación. De igual manera el ROE y ROA. Por esta razón se determinó eliminar del modelo las variables créditos sobre PIB y ROE. Si bien existen otras variables correlacionadas, esta correlación es negativa y la contraposición de sus direcciones ayudará sobre todo en la interpretación del análisis de componentes principales. El caso de la correlación entre Gasto Operacional/Margen Financiero Neto con Cartera Impaga/Cartera Total (Morosidad) no es tan fuerte y además se considera a priori que ambas variables tienen información diferente acerca de la vulnerabilidad bancaria. En caso de que esto no sea así, el análisis de componentes principales también servirá de guía a través de la asignación de magnitudes que representan el nivel de las contribuciones de cada variable dentro del componente principal.

Posteriormente se realizó una estandarización de los datos elegidos, por lo que fue necesario probar primero la estacionariedad y la normalidad de los datos. Para ello se realizaron dos pruebas: la de Phillips Perrón para probar estacionariedad y el test de Shapiro para probar normalidad de las distribuciones de probabilidad.

Tabla 1: Pruebas de Normalidad y Estacionariedad

Variable	Valor-P	
	Shapiro-Wilk	Phillips-Perron
Variación de Depósitos / PIB*	0.294	0.01
Variación de la Solvencia*	0.7541	0.01
Capital / Activos	0.1146	0.01
Variación Cartera Impaga / Cartera Total*	0.7573	0.01
Variación del ROA*	0.403	0.01
Variación de la Liquidez	0.5434	0.01
Variación Gasto Operacional / Margen Financiero Neto*	0.7582	0.01
Intermediación Financiera	0.922	0.01

\*Se usó la transformación de Johnson

A continuación se presentan los resultados:

Se puede ver que de todos los indicadores, solo capital sobre activos es tanto normal y estacionario. Los niveles de liquidez e intermediación financiera tuvieron que diferenciarse. Las demás variables debieron ser diferenciadas primero y transformadas después. Las transformaciones se realizaron de la siguiente manera. Existen tres tipos de funciones que Johnson recomendó para lograr las transformaciones lineales:

$$k_1(x; \lambda, \varepsilon) = \sinh^{-1} \left( \frac{x - \varepsilon}{\lambda} \right) \quad (1)$$

$$k_2(x; \lambda, \varepsilon) = \ln \left( \frac{x - \varepsilon}{\lambda + \varepsilon - x} \right) \quad (2)$$

$$k_3(x; \lambda, \varepsilon) = \ln \left( \frac{x - \varepsilon}{\lambda} \right) \quad (3)$$

Cada una de estas distribuciones se encuentra dentro de la transformación lineal siguiente:

$$z = \gamma + \eta k(x; \lambda, \varepsilon) \quad (4)$$

Por lo tanto, dependiendo de la variable que se quiera transformar, se debe seleccionar uno de los tres procedimientos. Este proceso según como se desarrolló por Slifker y Shapiro toma la siguiente forma. Se selecciona arbitrariamente un valor para el estadístico z que generalmente se sitúa alrededor de 0.5 (aunque si la muestra es grande puede tomar valores de 1). A partir de este se toman los valores  $-z$ ,  $3z$  y  $-3z$ , con el fin de fijar dos rangos dentro de la distribución:



uno interno entre  $z$  y  $-z$ , y uno externo entre  $3z$  y  $-3z$ . A partir de esto, se calcula los percentiles dentro de la distribución de la siguiente manera:

$$i = P_{\zeta}n + 0,5 \quad (5)$$

Donde  $P_{\zeta}$  es el valor correspondiente a cada estadístico  $z$  según la tabla de distribución normal y  $n$  es el número de observaciones de la muestra. A partir de esto, se puede obtener el valor de las observaciones específicas correspondientes a cada percentil y se interpola cuando sea necesario. Una vez hecho esto, ya se puede medir la amplitud de la distribución de la variable aleatoria.

$$p = x_z - x_{-z} \quad (6)$$

$$m = x_{3z} - x_z \quad (7)$$

$$n = x_{-z} - x_{-3z} \quad (8)$$

Donde  $p$  mide el rango interno entre  $z$  y  $-z$ ,  $m$  mide el límite derecho del rango interno con el límite derecho del rango externo; y  $n$  hace lo propio con los límites izquierdos. Al final se calcula un ratio entre el producto de los límites derechos e izquierdos con el rango interno elevado al cuadrado. Es con este criterio que se puede determinar el tipo de función de Johnson a utilizar, para poder lograr una transformación adecuada.

Para una distribución  $S_U$ :

$$\frac{mn}{p^2} > 1 \quad (9)$$

Para una distribución  $S_B$ :

$$\frac{mn}{p^2} < 1 \quad (10)$$

Para una distribución  $S_L$ :

$$\frac{mn}{p^2} = 1 \quad (11)$$

A partir de esto, se calculan los parámetros  $\varepsilon$ ,  $\lambda$ ,  $\eta$  y  $\gamma$  con las fórmulas presentadas en los anexos y se realiza una transformación lineal de Johnson dependiendo de la función elegida. Como resultados finales se presentan los histogramas de las variables originales y las

transformadas.

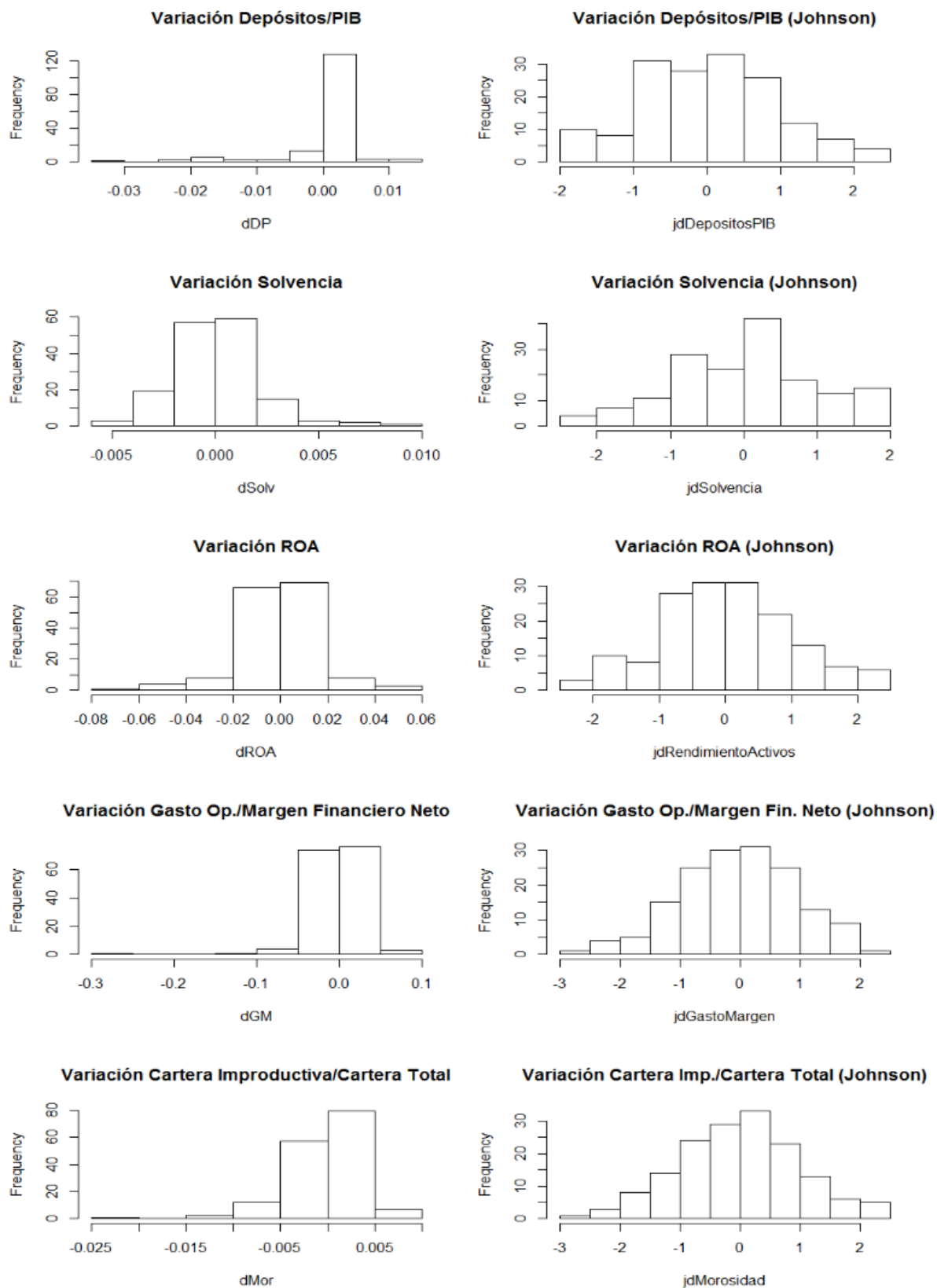


Figura 2: Histogramas

### 3.2. Igual Ponderación de la Varianza

Como siguiente paso se estandarizaron los indicadores siguiendo la siguiente formula:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (12)$$

En donde para cada variable x se restó su media y se lo dividió para la desviación estándar correspondiente. Este paso es una de las dificultades principales que tiene esta metodología puesto que debe repetirse cada vez que se actualicen los datos y esto haría que cambien los dos momentos: tanto la media como la varianza. Al comparar las desviaciones estándar de cada variable se está comparando la volatilidad de cada indicador, lo que tendrá efecto en la vulnerabilidad reflejada en el índice final. Por último, después de la transformación y estandarización de los datos se realiza un promedio aritmético de cada uno en cada periodo de la siguiente manera:

$$IVF = \frac{\sum_1^n x}{n} \quad (13)$$

En donde se realiza la sumatoria de cada indicador x, y se lo divide para el número total n de indicadores. Como se puede ver, este índice no pondera de diferente manera las distintas varianzas de cada indicador que lo conforman, por lo que evalúa cada indicador con la misma importancia.

### 3.3. Análisis de Componentes Principales

Este procedimiento necesita de igual manera una previa estandarización de los datos para poder calcular los componentes principales basándose en desviaciones estándar. Estos componentes son calculados a partir de la matriz varianza covarianza- de todos los datos elegidos. De esta matriz se obtienen tanto los eigen vectores como los eigen valores que vienen a ser la solución a un problema de optimización en el que se maximiza la varianza (de todas las variables aleatorias) explicada por cada componente principal.

Para los fines de esta investigación, el primer componente es interpretado como el factor más responsable del movimiento conjunto de cada variable. (Huotari, 2015) Como base de la pregunta de investigación de este trabajo se asume que dicho factor representa la vulnerabilidad del sistema bancario. Es importante además el hecho de que valores (loadings) dentro de cada componente principal ponderan de manera distinta, con lo que se diferencia de la anterior metodología. Adicionalmente a esto, se puede saber el porcentaje total de la varianza que es explicada por cada componente lo que resulta en una estimación del alcance final del índice.

## 4. Resultados

Esta sección presenta los resultados obtenidos a partir de las dos metodologías y hace una adaptación a través de una estacionarización final del índice calculado con el ACP para contrastar los resultados. Los resultados finales del IVF calculado con la igual ponderación de la varianza se presentan a continuación, donde se ve una serie de tiempo mensual desde el año 2003 hasta el año 2016. Se puede ver que los datos siguen una distribución con media 0, y las unidades son medidas en desviaciones estándar.

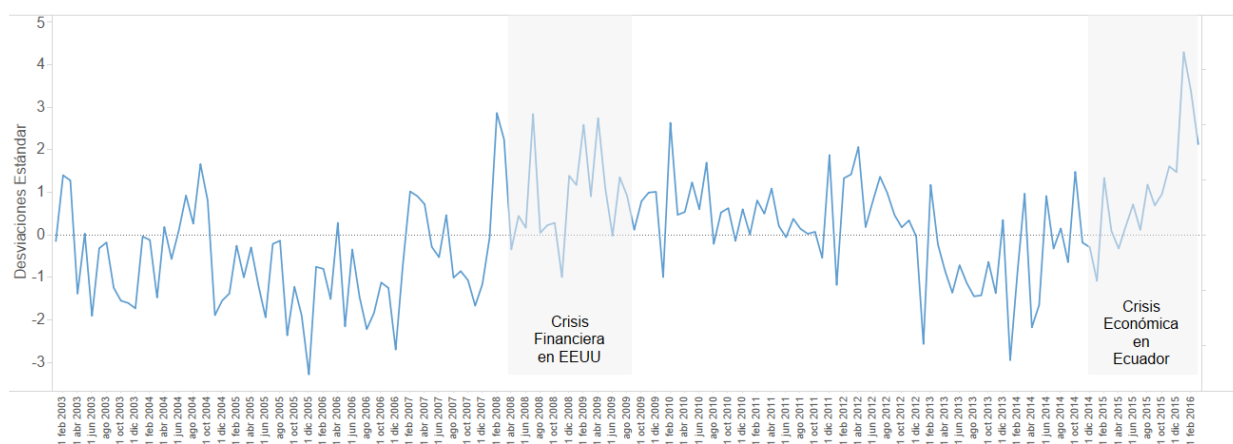


Figura 3: Igual Ponderación de la Varianza

Por su parte los resultados obtenidos a través del análisis de componentes principales presentan una escala diferente ya que esta metodología no comprende su estandarización final. En consecuencia, y al ser un método mucho más elaborado, los resultados finales son a su vez más abstractos lo que complica a la final su interpretación.

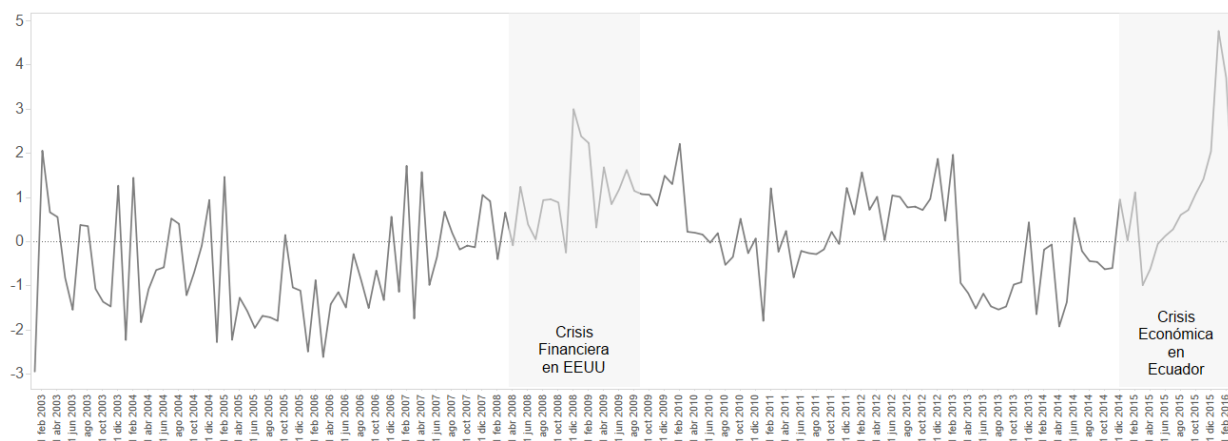


Figura 4: Análisis de Componentes Principales

Además de esto, los resultados obtenidos del análisis son los siguientes::

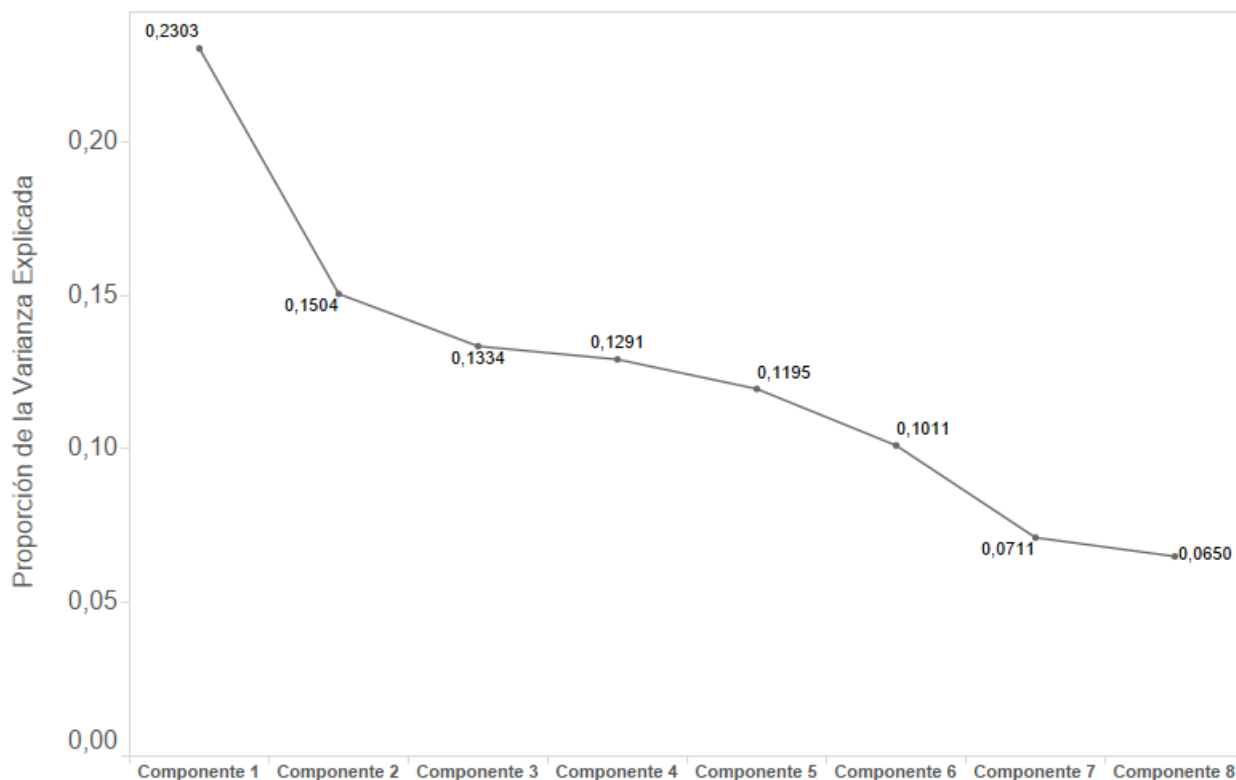


Figura 5: Explicación de la Varianza por Componente

Es importante el hecho de que el primer componente solamente explica el 23 por ciento de la varianza total de los indicadores. Esto significa que si se quiere reducir la dimensión de todas las variables a una sola, se estará explicando solamente una pequeña fracción de todo. Como se mencionó antes, esta cifra es importante puesto refleja el alcance real de este índice. Si bien se

Tabla 2: Magnitudes de las Variables de los Dos Primeros Componentes

Variable	CP1	CP2
Variación de Depósitos / PIB*	0,35210179	-0,279503816
Variación de Solvencia*	0,485821449	-0,442285768
Capital / Activos	0,444080277	-0,112190424
Variación de Cartera Impaga / Cartera Total*	0,163129592	-0,107713294
Variación del ROA*	-0,447772761	-0,473353327
Variación de la Liquidez	-0,066519306	0,520411949
Intermediación Financiera	-0,068334482	-0,17163092
Variación Gasto Operacional / Margen Financiero Neto*	0,454519997	0,421571974

\*Se usó la transformación de Johnson

pueden sumar más componentes, esto aumenta la abstracción y en consecuencia su interpretación ya que en cierta manera no se puede escapar la disyuntiva entre menos dimensionalidad, menos poder explicativo.

Asimismo, resulta evidente que la interpretación de las direcciones de cada variable se vuelve mucho más difícil ya que a priori se esperaría que la solvencia tenga el signo contrario: se debería alinear con la liquidez, rentabilidad e intermediación. En otras palabras, a mayor solvencia, menor vulnerabilidad financiera. Esto se puede explicar solamente a través de las limitaciones de las bases de datos con las que se utilizó y el posterior trabajo de adecuación que tuvieron que sufrir las variables para poder cumplir con los supuestos.

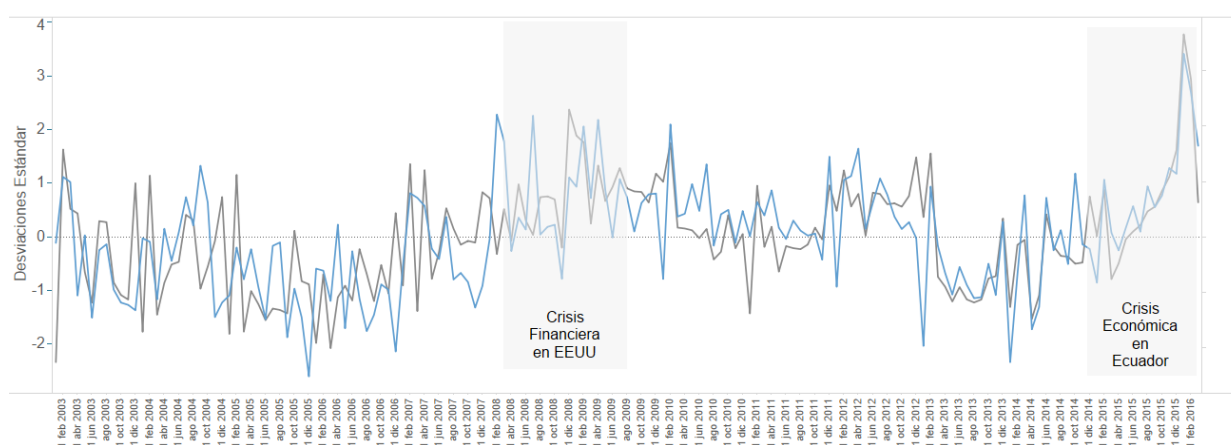


Figura 6: Comparación de Índices

Si comparamos históricamente los gráficos, existen dos eventos principales que se deben ver reflejados: la crisis financiera del 2008 y el desaceleramiento económico de los años 2015 y

2016. Si bien ambos índices describen estos eventos, el conseguido a partir del ACP lo hace con mucho menos variabilidad. Es más, los resultados obtenidos con la IPV son tan variables que presentan eventos que se encuentran a dos desviaciones estándar por debajo de la media en los años 2005 y 2006. Por su parte, el índice de ACP presenta una gran variabilidad que paulatinamente se reduce durante los años 2003 y 2004 y en este caso si puede ser explicado por los niveles de morosidad existentes en ese año y que disminuyeron progresivamente. Esto se explica a su vez por el hecho de haber trabajado con la variación de la morosidad.

## 5. Conclusiones

En conclusión, a través de ambas metodologías se puede llegar a un índice que refleje el estado de la vulnerabilidad del sistema bancario. No obstante, según el análisis de componentes principales realizado, este índice solamente explica el 23 por ciento de la varianza de los indicadores que lo componen. Esto se puede aproximar también al índice obtenido por IPV debido a su similitud. Además, los resultados obtenidos si reflejan la variación histórica de la vulnerabilidad como se esperaría durante los años 2008–2009 y 2015–2016. Por su parte el índice obtenido con IPV refleja desviaciones muy altas por debajo de la media, para períodos en los que es difícil encontrar una explicación. Más aún, la variabilidad en comparación con el índice obtenido con ACP es mucho mayor, lo que en momentos hiciera parecer que pierde precisión. Por su parte, el resultado obtenido con ACP si bien tiene mucha variabilidad al inicio y puede llegar a tener valores similares al otro índice, después se estabiliza paulatinamente, lo que en teoría podría ser causado por los altos niveles de morosidad durante los primeros años. Tomando todo esto en cuenta, ambas metodologías trabajan con datos muy modificados lo que no solo afecta la precisión, sino además la interpretación de los resultados al momento de su desagregación en componentes. El hecho de haber diferenciado una parte de los datos aumenta la variabilidad en momentos en los que los niveles de los indicadores se alteran. En consecuencia, el aumento de la vulnerabilidad en el índice puede ser identificado no solo como un aumento en el nivel de los valores, sino también en la amplitud de la variación. Por último, la estandarización obligatoria dentro de las dos metodologías condiciona

la elección de los datos hacia una preferencia clara por indicadores mucho más variables en las que el rango posible de datos a tomar sea lo suficientemente amplio como para que a medida que aumenten los periodos la muestra tienda hacia una distribución normal.



## 6. Anexos

### 6.1. Fórmulas de los Parámetros

Para llevar a cabo las transformaciones lineales se estimaron los parámetros de acuerdo a las siguientes fórmulas: En la distribución  $S_U$ :

$$\eta = \frac{2z}{\cosh^{-1}\left[\frac{1}{2}\left(\frac{m}{p} + \frac{n}{p}\right)\right]}$$

si:

$$(n > 0)$$

$$\gamma = \eta \sinh^{-1} \left[ \frac{\frac{n}{p} - \frac{m}{p}}{2\left(\frac{m}{p} \frac{n}{p} - 1\right)^{\frac{1}{2}}} \right]$$

$$\lambda = \frac{2p\left(\frac{m}{p} \frac{n}{p} - 1\right)^{1/2}}{\left(\frac{m}{p} + \frac{n}{p} - 2\right)\left(\frac{m}{p} + \frac{n}{p} + 2\right)^{1/2}}$$

si:

$$(\lambda > 0)$$

$$\varepsilon = \frac{x_z + x_{-z}}{2} + \frac{p\left(\frac{n}{p} - \frac{m}{p}\right)}{2\left(\frac{m}{p} + \frac{n}{p} - 2\right)}$$

En la distribución  $S_B$ :

$$\eta = \frac{z}{\cosh^{-1}\left(\frac{1}{2}\left[\left(1 + \frac{p}{m}\right)\left(1 + \frac{p}{n}\right)\right]^{\frac{1}{2}}\right)}$$

si:

$$(n > 0)$$

$$\gamma = \eta \sinh^{-1} \left[ \frac{\left(\frac{p}{n} - \frac{p}{m}\right) \left\{ \left(1 + \frac{p}{m}\right) \left(1 + \frac{p}{n}\right) - 4 \right\}^{1/2}}{2\left(\frac{p}{m} \frac{p}{n} - 1\right)^{\frac{1}{2}}} \right]$$

$$\lambda = \frac{p \left[ \left\{ \left(1 + \frac{p}{m}\right) \left(1 + \frac{p}{n}\right) - 2 \right\}^2 - 4 \right]^{1/2}}{\frac{p}{m} \frac{p}{n} - 1}$$

si:

$$(\lambda > 0)$$

$$\varepsilon = \frac{x_z + x_{-z}}{2} - \frac{\lambda}{2} + \frac{p \left( \frac{p}{n} - \frac{p}{m} \right)}{2 \left( \frac{p}{m} + \frac{p}{n} - 1 \right)}$$

En la distribución  $S_L$ :

$$\eta = \frac{2z}{\ln\left(\frac{m}{p}\right)}$$

$$\gamma^* = \eta \ln \left[ \frac{\frac{m}{p} - 1}{p \left( \frac{m}{p} \right)^{1/2}} \right]$$

$$\varepsilon = \frac{x_z + x_{-z}}{2} - \frac{p \frac{m}{p} + 1}{2 \frac{m}{p} - 1}$$

## 6.2. Script de R

A continuación se encuentra el script de R con el que se transformaron las variables para lograr la normalidad y estacionariedad seguido por el análisis de componentes principales

```
detach(zDataIVF)
attach(zDataIVF)
zDataIVF=qData[,2:11]

library(Johnson)
library(robustHD)
library(MASS)
library(forecast)
library(stats)
library(nortest)
library(tseries)

tsDepPIB=ts('DEP/PIB',start=c(2002,12),frequency = 12)
tsCrePIB=ts('CRED/PIB',start=c(2002,12),frequency = 12)
tsSolv=ts(SOLVENCIA,start=c(2002,12),frequency = 12)
tsCapAct=ts('CAP/ACT',start=c(2002,12),frequency = 12)
tsCarImp=ts(MOROSIDAD,start=c(2002,12),frequency = 12)
tsROA=ts(ROA,start=c(2002,12),frequency = 12)
tsROE=ts(ROE,start=c(2002,12),frequency = 12)
tsLiq=ts(LIQUIDEZ,start=c(2002,12),frequency = 12)
tsInt=ts(INTFIN, start = c(2002,12), frequency = 12)
tsGastMarg=ts('GASTO/MARGENFN',start=c(2002,12),frequency = 12)

shapiro.test(tsDepPIB)
pp.test(tsDepPIB)
adf.test(tsDepPIB)
shapiro.test(tsSolv)
pp.test(tsSolv)
shapiro.test(tsCapAct)si es normal
pp.test(tsCapAct)si es estacionario
shapiro.test(tsCarImp)
```

```

pp.test(tsCarImp)
shapiro.test(tsROA)
pp.test(tsROA)
shapiro.test(tsLiq)si es normal
pp.test(tsLiq)
shapiro.test(tsInt)si es normal
pp.test(tsInt)
shapiro.test(tsGastMarg)
pp.test(tsGastMarg)

dDP=diff(tsDepPIB)
dSolv=diff(tsSolv)
dROA=diff(tsROA)
dLiq=diff(tsLiq)
dInt=diff(tsInt)
dGM=diff(tsGastMarg)
dMor=diff(tsCarImp)

shapiro.test(dDP)
pp.test(dDP)
shapiro.test(dSolv)
pp.test(dSolv)
shapiro.test(dMor)
pp.test(dMor)
shapiro.test(dROA)
pp.test(dROA)
shapiro.test(dLiq)si es normal
pp.test(dLiq)si es estacionario
shapiro.test(dInt)si es normal
pp.test(dInt)si es estacionario
shapiro.test(dGM)
pp.test(dGM)

jDP=RE.Johnson(tsDepPIB)
jSolv=RE.Johnson(tsSolv)
jROA=RE.Johnson(tsROA)
jGM=RE.Johnson(tsGastMarg)
jMor=RE.Johnson(tsCarImp)

shapiro.test(jDP$transformed)si es normal
pp.test(jDP$transformed)no
shapiro.test(jSolv$transformed)
pp.test(jSolv$transformed)
shapiro.test(jROA$transformed)
pp.test(jROA$transformed)
shapiro.test(jGM$transformed)
pp.test(jGM$transformed)
shapiro.test(jMor$transformed)
pp.test(jMor$transformed)

jdDP=RE.Johnson(dDP)
jdSolv=RE.Johnson(dSolv)
jdROA=RE.Johnson(dROA)
jdGM=RE.Johnson(dGM)
jdMor=RE.Johnson(dMor)

```

```
shapiro.test(jdDP$transformed)
pp.test(jdDP$transformed)
shapiro.test(jdSolv$transformed)
pp.test(jdSolv$transformed)
shapiro.test(jdROA$transformed)
pp.test(jdROA$transformed)
shapiro.test(jdGM$transformed)
pp.test(jdGM$transformed)
shapiro.test(jdMor$transformed)
pp.test(jdMor$transformed)
```

Análisis de Componentes Principales:

```
ACP2=prcomp(zDataIVF,scale. = TRUE)
summary(ACP2)
ACP2$rotation
Scores=ACP2$x
Loadings=ACP2$rotation
Variance=ACP2$sdev
plot(ACP2, type="lines")
```

## Referencias

- Arias, X. (2015). Estudio de vulnerabilidad financiera. *SBS*.
- Brave, S. Butters, A. (2011). Monitoring financial stability: A financial conditions index approach. *Federal Reserve Bank of Chicago*.
- Cabrera, W. Hurtado, J. M. M. . R. J. (2014). A composite indicator of systemic stress (ciss) for colombia. *Borradores de Economía*.
- Cadima, J. Jolliffe, T. (2011). Loadings and correlations in the interpretation of principal components. *Journal of Applied Statistics*.
- Comisión de la Comunidad Andina (2011). Indicadores de vulnerabilidad financiera (ivf) decisión 765.
- De Bandt, O. Hartman, P. (2000). Systemic risk: a survey. *European Central Bank Working Paper*, (35).
- de Gestión de Riesgo del Sistema Financiero, U. (2015). Metodología para medir la vulnerabilidad financiera de las entidades financieras privadas mediante un sistema de alertas tempranas. *Cuadernos de Trabajo*, (135).
- del Ecuador, B. C. (2017). Monitoreo de los principales indicadores monetarios y financieros de la economía ecuatoriana. *BCE*.
- Hang Chan, N. (2010). Time series applications to finance with r and s-plus. *Wiley*.
- Holló, D. Kremer, M. L. D. M. (2012). Ciss-a composite indicator of systemic stress in the financial system. *European Central Bank Working Paper Series*, (1426).
- Huotari, J. (2015). Measuring financial stress: A country specific stress index for finland. *Bank of Finland*.
- Illing, M. Liu, Y. (2005). Measuring financial stress in a developed country: An application to canada. *Bank of Canada*.

- Islami, M. Kurz Kim, J. (2014). A single composite financial stress indicator and its real impact in the euro area. *International Journal of Finance Economics*, pages 204–211.
- Johnson, N. (1949a). Systems of frequency curves generated by methods of translation. *Biometrika Trust*, pages 149–176.
- Johnson, P. (1949b). Statistical methods in research. *Prentice Hall, Inc.*.
- Lo Duca, M. Peltonen, T. (2012). Assessing systemic risks and predicting systemic events. *Journal of Banking and Finance*.
- Park, C. Mercado, R. (2013). Determinants of financial stress in emerging market economies. *ADB Economics Working Paper Series*, (356).
- Ryan, J. Lansangan, G. B. E. (2007). Principal component analysis of nonstationary time series data. *Springer*.
- Slifker, J. Shapiro, S. (2012). The johnson system: Selection and parameter estimation. *Technometrics*, pages 239–246.
- Tsay, R. (2005). Analysis of financial time series. *Wiley-Interscience*.
- Vdovychenko, A. Oros, G. (2014). Financial stress index: Estimation and applications in empirical researches in ukraine. *MPRA*.
- Vermeulen, R. (2015). Financial stress indices and financial crises. *Springer*, pages 383–406.
- Wen, Y. (2015). A composite indicator of systemic stress (ciss) for norway. *Norges Bank*.
- Zou, H. Hastie, T. T. R. (2006). Sparse principal component analysis. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, pages 256–286.