

Volatilidad de los depósitos y medición del riesgo de liquidez en el mercado financiero boliviano

Rolando Olmos Alcalá
Carlos Ortega Landivar

Agosto de 2016

Resumen

El riesgo de liquidez es importante en el monitoreo de la estabilidad financiera y se intensifica frente a salidas inesperadas de depósitos que aumentan la vulnerabilidad del sistema financiero.

Los agentes económicos más sensibles a cambios en el entorno económico y con mayor información podrían contribuir en incrementar la volatilidad de los depósitos, por lo que es importante conocer el tipo de depositante que podría tener una mayor incidencia sobre el riesgo de liquidez.

El documento propone un instrumento de medición del riesgo de liquidez con base a la metodología para el cálculo del *VaR* con calibración indirecta. Se mide la volatilidad de los depósitos por tipo de depositante y se calcula su efecto estructura.

Para el caso boliviano se identifica un mayor riesgo potencial en los depósitos de las personas jurídicas y en menor medida de las personas naturales.

Palabras clave: Estabilidad financiera, pruebas de tensión, *VaR*, riesgo de liquidez, volatilidad.

Clasificación JEL: C10, G01, G10, G21

Correo de los autores: rolmos@bcb.gob.bo; cortega@bcb.gob.bo

El análisis y conclusiones del presente trabajo son de exclusiva responsabilidad de los autores y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Bolivia.

Volatilidad de los depósitos y medición del riesgo de liquidez en el mercado financiero boliviano

I. Introducción

La administración de la liquidez es una de las responsabilidades centrales de toda entidad financiera debido a que las actividades de intermediación requieren la transformación de captaciones de corto plazo en colocaciones de mediano y largo plazo. Una adecuada gestión del riesgo de liquidez representa la capacidad de las entidades para financiar sus préstamos y hacer frente al vencimiento de sus obligaciones.

El riesgo de liquidez se origina cuando una entidad no tiene los fondos líquidos suficientes para cumplir con sus obligaciones financieras. Este riesgo es importante para monitorear la estabilidad financiera principalmente porque el incumplimiento de las obligaciones de una entidad podría afectar negativamente a otras entidades y derivar en un deterioro de la confianza del público en el sistema financiero y afectar el proceso de intermediación financiera.

Asimismo, se ha evidenciado que los usuarios del sistema financiero reaccionan rápida y masivamente ante rumores y períodos de incertidumbre ocasionando salidas inesperadas de depósitos que incrementan la vulnerabilidad del sistema como las ocurridas a consecuencia de las elecciones presidenciales de 2002, los conflictos sociales de febrero y octubre de 2003, los episodios de inestabilidad de abril y junio de 2004, los meses precedentes y posteriores a las elecciones presidenciales de diciembre de 2005 además de rumores generados sobre la situación de una entidad financiera en junio de 2010 y medidas económicas anunciadas por el gobierno en diciembre de 2010.

De acuerdo con el Informe de Estabilidad Financiera de julio de 2015,¹ los depósitos del público se constituyen en la principal fuente de fondeo del sistema financiero boliviano. Además, el informe señala la mayor participación de las

¹ El Banco Central de Bolivia publica semestralmente el Informe de Estabilidad Financiera (IEF) desde 2006.

personas naturales y la creciente importancia de otros tipos de depositantes como las personas jurídicas y los inversionistas institucionales que se constituyen en depositantes más informados y con mayores posibilidades de retirar sus depósitos en casos de inestabilidad.

Es así que resulta relevante tener una medida del riesgo de liquidez para el sistema financiero que considere la volatilidad de los depósitos por tipo de depositante y se determine su incidencia sobre el riesgo de liquidez total.

Gonzales (2009) realizó una medición del riesgo de liquidez considerando la volatilidad de los depósitos a partir de un modelo de Valor en Riesgo paramétrico de calibración indirecta (*VaR-i*) que se caracteriza por tener los dos primeros momentos estadísticos móviles para modelizar los períodos de mayor y menor volatilidad y por la calibración del valor del multiplicador en función a la distribución empírica de los datos. Esta investigación aporta con una metodología para la medición de la volatilidad de los depósitos por cualquier componente de su estructura.

Por otro lado, Gómez y González-Vega (2005) analizaron los *shocks* de principio de la década del 2000 y plantearon una medición de la volatilidad de los depósitos a partir de la composición y volatilidad propia por tipo de depósito. La medición de la volatilidad puede ser aplicada en la presente investigación para determinar la proporción de volatilidad atribuida a cada tipo de depositante.

En ese sentido, la presente investigación propone un instrumento de medición del riesgo de liquidez simple en función al cálculo de la volatilidad de los depósitos por tipo de depositante a través de la metodología empleada por Gonzales (2009) y complementada con la de Gómez y González-Vega (2005), lo cual permitirá determinar qué tipo de depositante presenta mayor riesgo de liquidez y cuál es su incidencia sobre el total.

La segunda parte del documento contiene la descripción de la metodología desarrollada que incluye la planteada por Gonzales (2009) y por Gómez y González-Vega (2005) para la determinación de los componentes de la volatilidad

de los depósitos. En la tercera parte se aplica la metodología al caso del sistema financiero boliviano. Finalmente en la cuarta parte se presentan las conclusiones.

II. Consideraciones metodológicas

II.1. El modelo de Valor en Riesgo (VaR por sus siglas en inglés)

La metodología *VaR* es ampliamente utilizada para el cálculo del riesgo de mercado. El *VaR* se define como la máxima pérdida esperada que podría sufrir una cartera de inversiones en condiciones normales de mercado, en un intervalo de tiempo y con un nivel de confianza dados. En general se calcula el *VaR* con un nivel de confianza de 95%. Esto significa que solamente el 5% de las veces, 1 de 20 veces, el retorno del portafolio caerá más de lo que señala el *VaR* con relación con el retorno esperado.

Si se analiza una serie de retornos históricos de un activo, se puede identificar la distribución de probabilidades de aquellos retornos. Es común encontrar fluctuaciones de retornos en torno a un valor medio levemente diferente de cero y cuya distribución se aproxima al modelo normal. Para determinar si los rendimientos se distribuyen normalmente, es necesario aplicar el estadístico Jarque-Bera.

La definición del *VaR* utilizada por Gonzales (2009) parte de la ecuación general del *VaR* que resulta de una expresión de la variación de corte v^* con relación a un estimador de tendencia central:

$$VaR = -b_0(v^* - \mu)$$

Asimismo, consideramos la definición del *VaR* más difundida en la literatura, que es la paramétrica y que tiene como supuesto principal la distribución normal de los rendimientos (variaciones). El autor señalado en el anterior párrafo indica que si se aplica una transformación estandarizada a v^* se obtienen parámetros β de acuerdo con la siguiente expresión:

$$-\beta = \frac{v^* - \mu}{\sigma}$$

Donde se determina la ecuación de la variación de corte como $v^* = -\beta\sigma + \mu$. De esta manera, utilizando la ecuación general del *VaR* Gonzales (2009) calcula la versión paramétrica $VaR = -b_0(v^* - \mu) = b_0\beta\sigma$, expresión que puede generalizarse a t diferentes horizontes temporales con el factor de escala de la volatilidad $\sqrt{\Delta t}$. Entonces el *VaR* para distintos períodos es:

$$VaR = b_0\beta\sigma\sqrt{\Delta t}$$

Para fines del presente trabajo, utilizaremos esta definición paramétrica para un horizonte temporal 1 y mantendremos el *VaR* como una expresión relativa en lugar de absoluta. Asimismo, de acuerdo con el documento de Gonzales (2009), el segundo momento estadístico es móvil en el tiempo y servirá para considerar los períodos de mayor o menor volatilidad.

Alonso (2005), propone la utilización de la volatilidad histórica a través del cálculo de una varianza “móvil” que recopile la información de los últimos n días, como se muestra en la fórmula:

$$\hat{\sigma}_{t,n}^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(v_{t-i} - \bar{v}_n)^2}{n}$$

Donde $\hat{\sigma}_{t,n}^2$ y \bar{v}_n son la varianza estimada para el período t y la media de las variaciones, respectivamente. En ambos casos se calculan a partir de los últimos n datos.

Alonso y Semaan (2010) señalan que para escoger el tamaño de la ventana n que permita modelar mejor el comportamiento de la volatilidad se debe utilizar medidas de bondad de ajuste. Los autores sugieren tres criterios para determinar n . El primer criterio corresponde a la Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Promedio (RCECP), medida que compara la desviación cuadrada promedio entre el valor estimado $\hat{\sigma}_t^2$ y el observado v_t^2 :

$$RCECP = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{t=1}^H (v_t^2 - \hat{\sigma}_t^2)^2}$$

H es el número de veces que se calcula la varianza.

El segundo criterio comprende la Raíz Cuadrada del Error Cuadrado Promedio Porcentual (RCECPP) que pondera más a los mayores errores porcentuales:

$$RCECPP = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{t=1}^H \left(\frac{v_t^2 - \hat{\sigma}_t^2}{v_t^2} \right)^2}$$

El tercer criterio se denomina Error Absoluto Medio Porcentual (EAMP) que mide el tamaño de los errores en términos porcentuales:

$$EAMP = \frac{1}{H} \sum_{t=1}^H \left| \frac{v_t^2 - \hat{\sigma}_t^2}{v_t^2} \right|$$

Según Alonso y Semaan (2010) estas tres medidas pueden ayudarnos a determinar el tamaño apropiado de n . Un menor valor de las medidas de bondad de ajuste será considerado mejor que uno mayor.

II.2. El Modelo VaR paramétrico de calibración indirecta

Para la aplicación del VaR paramétrico es necesario verificar que se cumplan los supuestos estadísticos de este modelo especialmente la existencia de normalidad en las variaciones (retornos). Si es el caso, el parámetro β asume su valor de tablas de -1,645 al 95% de confianza. Según Gonzales (2009), si las variaciones no aproximan una distribución normal, el VaR paramétrico podría subestimar o sobrestimar el verdadero nivel de riesgo por lo que se requiere realizar una calibración del parámetro β de modo que el modelo pueda reflejar el verdadero riesgo y pueda superar pruebas de *backtesting*.

Para el estudio se replicará la metodología empleada por Gonzales (2009), quien señala que debido a que las cuentas utilizadas para la medición del riesgo de liquidez en Bolivia no siguen una distribución normal, el *VaR* tradicional sería impreciso. Entonces propone dos variaciones importantes:

- El parámetro β no proviene de los valores de la función de distribución normal estándar, sino que es calibrado de acuerdo con la distribución empírica de los datos.
- Utiliza una de las extensiones del *VaR* con los dos primeros momentos estadísticos móviles en el tiempo para modelizar los períodos de mayor o menor volatilidad.

De esta manera, la volatilidad por tipo de depositante corresponde a un *VaR* paramétrico dinámico de calibración indirecta acorde con la siguiente expresión:

$$VaR-i_t = \beta^* \sigma_t$$

Donde β^* es calibrado de manera indirecta para que el modelo supere la prueba de *backtesting* sin la necesidad de ajustar o determinar la distribución de probabilidad de los datos.

Para la prueba de *backtesting* se utilizará el test de proporción de fallas de Kupiec (1995) que se calcula a partir del siguiente estadístico:

$$LR_{POF} = -2 \ln \left(\frac{(1-p)^{T-x} p^x}{\left[1 - \left(\frac{x}{T}\right)\right]^{T-x} \left(\frac{x}{T}\right)^x} \right) \sim \chi^2_{1gl}$$

Donde p corresponde a la probabilidad de error del modelo (valor de significancia), T es el número total de observaciones y x el número de fallas o excepciones del modelo. La hipótesis nula es que el número de observaciones no captadas (fallas) por el modelo no excede al número de excepciones previstas (nivel de significancia) y la hipótesis alternativa señala que estas observaciones no captadas por el modelo sí exceden al número de excepciones previstas.

II.3. Riesgo de liquidez y componentes de la volatilidad de los depósitos

Una vez estimado el $VaR-i_t$ para cada tipo de depositante, se replicará la metodología empleada por Gómez y González-Vega (2005), quienes evalúan la magnitud del riesgo de liquidez que una entidad financiera enfrenta por la salida de depósitos a través de una medición de la volatilidad que considera el efecto estructura.

El efecto estructura depende de la composición de los depósitos en la entidad financiera considerando diferentes criterios como tipos de depositante, depósito, plazo, moneda, tamaño de depósito o características distintas que se busquen determinar y por otra parte, cada criterio utilizado de los depósitos tiene atributos de volatilidad propios.

El efecto estructura se descompone en dos elementos: la composición y la incidencia de volatilidad propia de los distintos tipos de depósitos. El elemento de composición se define como el peso relativo de cada categoría de depósito mientras que el elemento de incidencia propia mide el cambio relativo en el monto de los depósitos para una categoría determinada.

Gómez y González-Vega (2005) señalan que el riesgo de liquidez es la combinación de los dos elementos del efecto estructura. Cada elemento por sí solo no representa una amenaza, sino el mayor riesgo se origina cuando los depósitos que están concentrados en una categoría particular reaccionan con salidas masivas.

Una vez calculado el $VaR-i_t$ por tipo de depositante en la sección anterior, se calcula el $VaR-i_t$ total del sistema de manera similar que Gómez y González-Vega (2005) calcularon la volatilidad total de los depósitos, a través de la siguiente relación:

$$V_t = \sum_{k=i}^n \frac{d_{k,t-1}}{D_{t-1}} \times V_{k,t}$$

Donde $\frac{d_{k,t-1}}{D_{t-1}}$ se constituye en la proporción de los depósitos de cada tipo de depositante sobre el total de depósitos (elemento de composición) y $V_{k,t}$ es el $VaR-i_t$ por tipo de depositante (elemento de incidencia).

III. Aplicación de la metodología

Con la metodología presentada se analiza la volatilidad de seis grupos de depositantes del sistema financiero boliviano: personas naturales (TPN), personas jurídicas (TPJ), inversionistas institucionales (TII), empresas con participación estatal (TEE), entidades financieras (TEF) y depósitos fiscales (TDF).

Inicialmente, calculamos las variaciones de las series utilizadas y verificamos la normalidad de las mismas ya que uno de los supuestos más importantes del VaR paramétrico es que las series siguen esa distribución. Sin embargo, como lo señaló Gonzales (2009) es común que la distribución de variables financieras no se aproxime a una distribución normal. De acuerdo con nuestro análisis solamente en TPJ no se puede rechazar la hipótesis nula de normalidad del test de Jarque-Bera. En general, las series muestran leptocurtosis y colas más anchas (ver Apéndice 1). Estas características hacen que el VaR pueda subestimar los riesgos para el sistema financiero derivados de la volatilidad de los depósitos.

En ese sentido, se requiere realizar la calibración del parámetro β para que el modelo VaR supere el test de proporción de fallas Kupiec que se utiliza como prueba de *backtesting*.

Debido a que la volatilidad de los depósitos por tipo de depositante es variable a través del tiempo (σ no es constante) primero calculamos la longitud del período móvil más adecuado para cada una de las series a partir de las coincidencias encontradas en los criterios RCECP, RCECPP y EAMP (Alonso y Semaan 2010). Los resultados sugieren un período móvil de tres meses para TPJ y TEE, un período de cuatro meses para TDF, un período de cinco meses para TPN y un periodo de 7 meses para TII y TEF (ver Apéndice 2).

El nivel de confianza considerado para el cálculo del *VaR* es de 95%. Primero realizamos el cálculo para cada una de las series partiendo con el supuesto de normalidad. Los resultados fueron probados mediante el test de proporción de fallas de Kupiec y sólo en una variable (TDF) no se pudo rechazar la hipótesis nula de que el número de observaciones no captadas por el modelo no excede al número de excepciones previstas. Sin embargo, en esta variable el estadístico de Kupiec es mucho más bajo que el valor crítico de comparación, lo cual nos hace suponer que el parámetro β podría estar sobreestimando el modelo para esta variable.

De esta manera se realizó la calibración del parámetro β para cada variable de modo que en ningún caso se pueda rechazar la hipótesis nula del test de Kupiec y el estadígrafo se acerque lo más posible al valor crítico. Los resultados de la calibración son los siguientes:

Tabla 1
Prueba de proporción de fallas de Kupiec y calibración del parámetro β

		TPN	TPJ	TEE	TII	TEF	TDF
Valor crítico distribución Chi-cuadrado		3,84					
Normal	β	-1,645	-1,645	-1,645	-1,645	-1,645	-1,645
	Est Kupiec	58,89	13,61	4,54	34,83	5,86	3,21
Calibrado	β	-2,729	-2,071	-1,672	-2,172	-1,745	-1,579
	Est Kupiec	3,82	2,58	2,89	2,84	2,84	3,21

Fuente: ASFI

Elaboración: Propia

Los β calibrados fueron mayores para todas las series, con excepción de TDF, para el cual el parámetro normal sería más riguroso de lo que sugiere el estadístico de Kupiec. Con los parámetros β calibrados se calcularon los *VaR-i* para cada variable. Los resultados del *VaR-i* señalan que entre los depositantes más importantes del sistema financiero, los inversionistas institucionales y las personas jurídicas registraron una volatilidad promedio superior a la de las personas naturales.

Las personas naturales fueron los depositantes con menor *VaR-i* promedio (4%) durante el período de estudio. Sin embargo, se observa un incremento de la volatilidad como consecuencia de las variaciones estacionales de fin de gestión que elevaron el indicador por encima de 13% para diciembre de 2014. El modelo capta las salidas de depósitos más significativas de este segmento a partir de 2008: el *shock* de junio de 2010 ocasionado por los rumores publicados por un matutino de la ciudad de Cochabamba que afectó a uno de los bancos más importantes del sistema y la salida de depósitos de diciembre de 2010 que afectó a varias entidades del sistema y fue considerado como el más virulento de los últimos 15 años. En este sentido, este segmento tiene la menor volatilidad inherente, pero reaccionaría fácilmente ante *shocks*.

El siguiente segmento en volatilidad de depósitos fue el de los inversionistas institucionales con un *VaR-i* promedio de 7,7%. Este resultado concuerda con Dziobek et al (2000) quienes señalan que el fondeo proveniente de inversionistas institucionales tienden a ser más volátiles que el de las personas naturales, debido al grado de sofisticación de sus decisiones de inversión y por tener un mandato explícito de custodia de sus activos.

Los depósitos de este segmento registraron una mayor volatilidad al inicio del período de estudio y una mayor estabilidad en los períodos más recientes con excepción de la disminución registrada en noviembre de 2013 que elevó la volatilidad de los depósitos de este grupo de depositantes como resultado del incremento de las inversiones en CD del BCB.

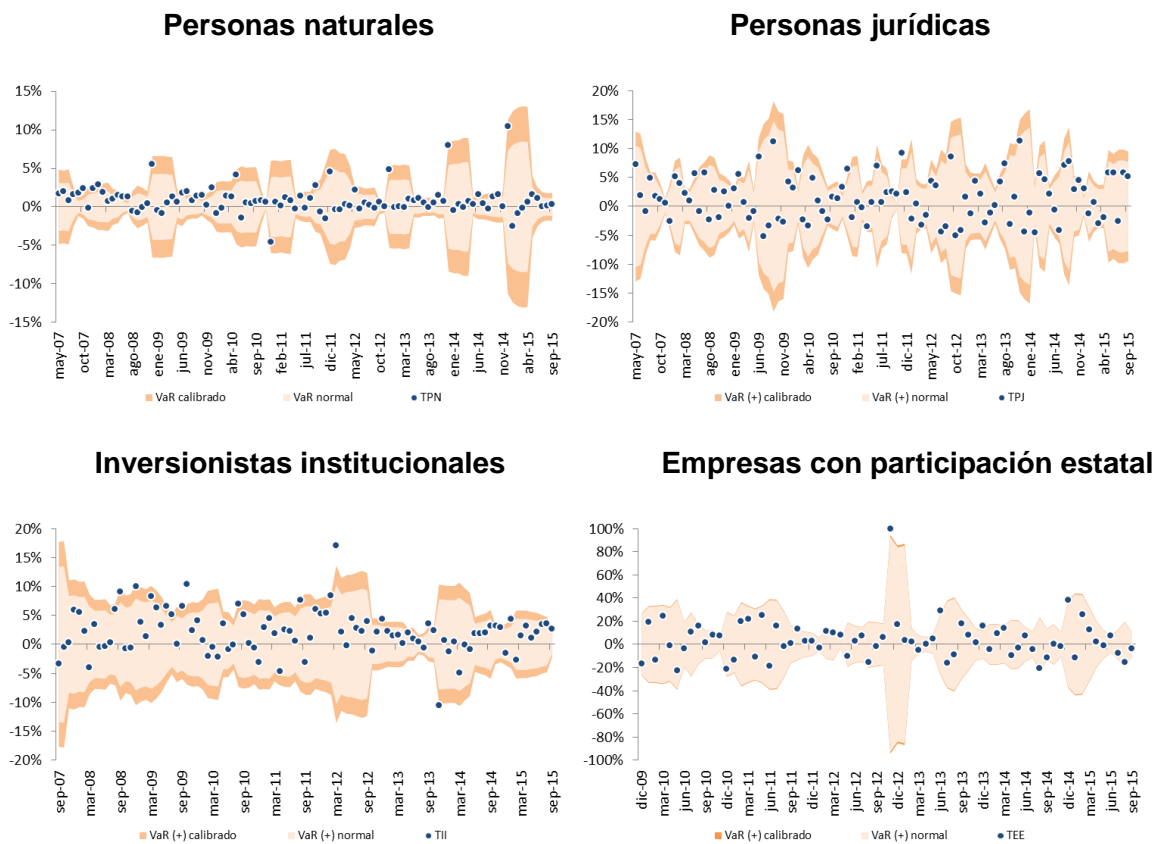
Las personas jurídicas registraron una volatilidad de sus depósitos similar a la de los inversionistas institucionales con un *VaR-i* promedio de 7,7%. Este segmento se caracterizó por presentar variaciones de similar magnitud a lo largo del período de análisis sin una reacción específica en periodos de tensión.

Si bien la volatilidad inherente de los depósitos de este segmento es superior a la de las personas naturales, estos depósitos responden a motivos transaccionales y

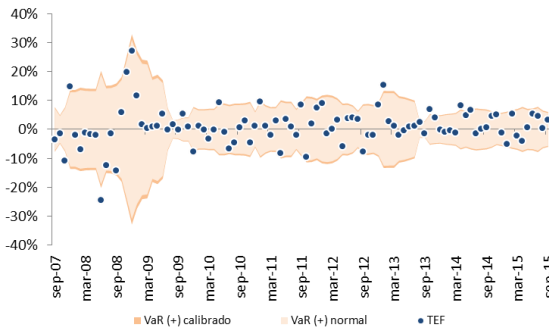
operacionales que tienden a estabilizar su demanda en periodos de estrés (Catalán 2015).

La volatilidad promedio de los otros tres segmentos medida por el *VaR-i* fue superior. El *VaR-i* promedio de los depósitos de las entidades financieras fue 10,2% y de las empresas con participación estatal 24,2%. Por último, los depósitos fiscales fueron los más volátiles con un *VaR-i* promedio de 46,5% (Gráfico 1).

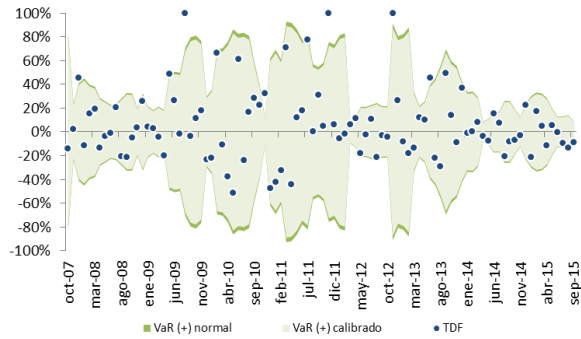
Gráfico 1
VaR de los depósitos del sistema financiero por tipo de depositante



Entidades financieras



Depósitos fiscales

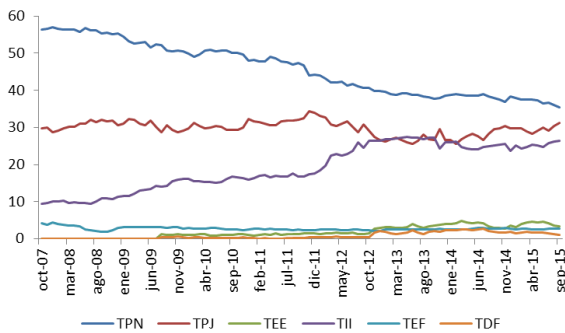


Fuente: ASFI
Elaboración: Propia

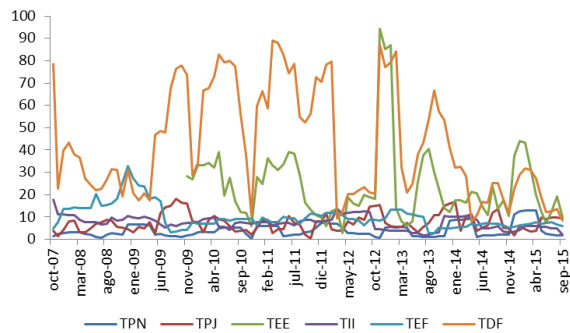
El siguiente paso es la determinación del $VaR-i_t$ conjunto a partir de Gómez y González-Vega (2005). Para tal efecto, se calcularon los elementos de composición y de incidencia propia de los $VaR-i_t$ de los depósitos por tipo de depositante. El elemento composición sitúa a los segmentos de personas naturales, personas jurídicas e inversionistas institucionales como los de mayor relevancia. Por su parte, el elemento incidencia propia destaca el comportamiento de las empresas con participación estatal y de los depósitos fiscales (Gráfico 2).

Gráfico 2
Efecto estructura por tipo de depositante (%)

Elemento composición



Elemento incidencia propia



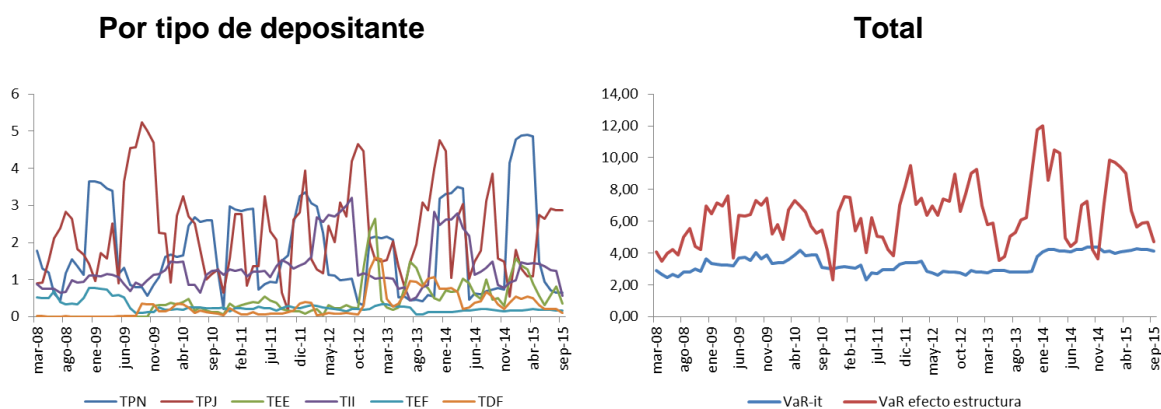
Fuente: ASFI
Elaboración: Propia

Al juntar ambos elementos del efecto estructura por cada tipo de depositante tenemos que el elemento composición deriva en un mayor $VaR-i_t$ para las

personas jurídicas y para las personas naturales que para el resto de depositantes, constituyéndose en los depósitos más significativos para el riesgo de liquidez. Los depósitos de inversionistas institucionales se constituyen en el siguiente segmento de mayor importancia para el riesgo de liquidez. Los depósitos de las empresas con participación estatal y los depósitos fiscales si bien tienen un riesgo potencial menor, debido a su volatilidad inherente que eleva el componente de incidencia propia, requieren atención especial para una adecuada gestión del riesgo de liquidez.

Finalmente, el $VaR-i_t$ calculado en función al efecto estructura es más estricto que el $VaR-i_t$ calculado en función de la volatilidad de la totalidad de depósitos del sistema (Gráfico 3).

Gráfico 3
Efecto estructura



Fuente: ASFI
Elaboración: Propia

IV. Conclusiones

La metodología del VaR es uno de los instrumentos más utilizados para medir la volatilidad de los instrumentos financieros y puede ser utilizado para la medición del riesgo de liquidez sobre las variaciones de los depósitos en el sistema financiero. El cálculo del VaR paramétrico de calibración indirecta se constituye en una herramienta adecuada para medir la volatilidad de los depósitos por tipo de

depositante en el sistema financiero nacional dado que las series analizadas no cuentan con una distribución normal. Una vez calibrados, los modelos cumplieron con las pruebas de *backtesting* y por lo tanto serían adecuados para la medición del riesgo de liquidez.

Los resultados señalan que los depósitos de las personas naturales se constituyen en el fondeo más estable de acuerdo con su volatilidad inherente medida por el *VaR-i*, pero este segmento es sensible a *shocks*. Los depósitos de los inversionistas institucionales y de las personas jurídicas siguen en cuanto a su volatilidad promedio. Los depósitos con mayor volatilidad propia y por lo tanto con mayor *VaR-i* correspondieron a los depósitos fiscales y a los depósitos de empresas con participación estatal.

A partir de los elementos de composición y de incidencia propia de los depósitos por tipo de depositante, el elemento composición sitúa a los segmentos de personas naturales, personas jurídicas e inversionistas institucionales como los de mayor relevancia. Por su parte, el elemento incidencia propia destaca el comportamiento de las empresas con participación estatal y de los depósitos fiscales.

Al unir ambos elementos del efecto estructura por cada tipo de depositante se obtiene que las personas naturales y las personas jurídicas registran mayor importancia para la gestión del riesgo de liquidez que el resto de depositantes.

Estos resultados son una prueba de que la volatilidad de los depósitos y el nivel de concentración se constituyen en los factores más importantes que inciden sobre el riesgo de liquidez.

V. Referencias

Alonso, J. (2005). Introducción al cálculo del Valor en Riesgo. Universidad ICESI. Colombia.

Alonso, J. y Semaan P. (2010). Cálculo del VaR con volatilidad no constante en R. Universidad ICESI. Colombia.

Banco Central de Bolivia (BCB, 2015). Informe de Estabilidad Financiera - Julio de 2015.

Catalán M. (2015). *Treatment of liquidity risks in stress tests. Guidance notes on stress testing*. MCM – MFI.

Dziobek C. Hobbs K. y Marston D. (2000). *Toward a Framework for Systemic Liquidity Policy, IMF Working Paper*.

Gómez F. y González-Vega C. (2005). Determinantes del riesgo de liquidez y volatilidad diferenciada de los depósitos en el sistema financiero boliviano. IISEC.

Gonzales R. (2009). La gestión de riesgo de liquidez en economías emergentes: Un modelo VaR paramétrico de calibración indirecta y una aplicación al sistema financiero boliviano. SBEF.

Jara A. y Winkler N. (2005). Riesgo de liquidez y fondeo en la banca de Chile. Banco Central de Chile.

Johnson, C. (2001). *Value at Risk: Teoría y aplicaciones*. Estudios de Economía. Vol 28 – N°2. Págs. 217-247. Banco Central de Chile

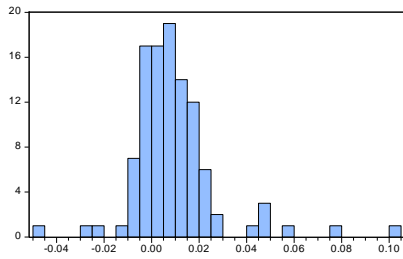
Jorion, P. (2007). *Financial Risk Manager Handbook*. 4ta ed. *Risk Management Library*. John Wiley & Sons, Inc.

Kupiec P. (1995). *Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Management Models*, *Journal of Derivatives* 3, 1995, Págs. 73-84.

Lamothe Fernández, P. y Vásquez Tejos, F. (2012). Valor en Riesgo Ajustado por Riesgo de Liquidez, propuesta de aplicación a cartera de acciones chilenas. Revista Análisis Financiero, n.º 118. Págs. 66-81.

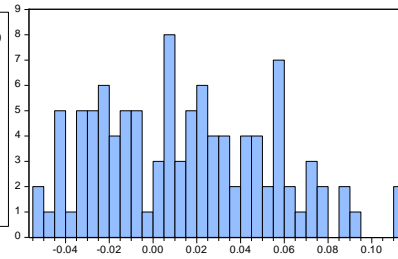
APÉNDICE 1

Solamente en TPJ no se puede rechazar la hipótesis nula de normalidad de Jarque-Bera.



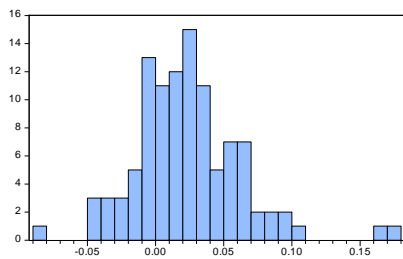
Series: TPN
Sample 2007M01 2015M09
Observations 105

Mean	0.009173
Median	0.006595
Maximum	0.104567
Minimum	-0.046039
Std. Dev.	0.018435
Skewness	1.872958
Kurtosis	11.24117
Jarque-Bera	358.5257
Probability	0.000000



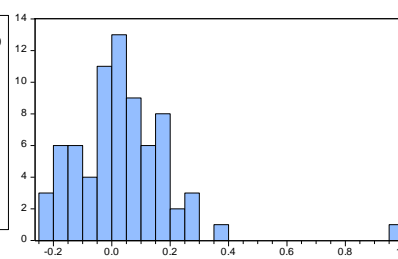
Series: TPJ
Sample 2007M01 2015M09
Observations 105

Mean	0.014680
Median	0.012723
Maximum	0.113239
Minimum	-0.051202
Std. Dev.	0.039138
Skewness	0.326844
Kurtosis	2.348698
Jarque-Bera	3.725320
Probability	0.155259



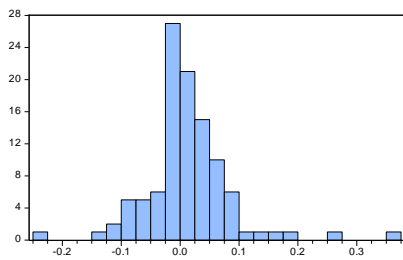
Series: TII
Sample 2007M01 2015M09
Observations 105

Mean	0.023388
Median	0.020974
Maximum	0.170784
Minimum	-0.082033
Std. Dev.	0.038884
Skewness	0.870246
Kurtosis	5.624179
Jarque-Bera	43.38087
Probability	0.000000



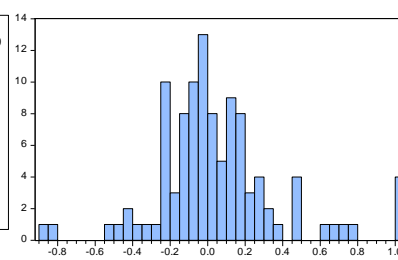
Series: TEE
Sample 2007M01 2015M09
Observations 73

Mean	0.037963
Median	0.021775
Maximum	0.996262
Minimum	-0.224104
Std. Dev.	0.173813
Skewness	2.296361
Kurtosis	13.87836
Jarque-Bera	424.1051
Probability	0.000000



Series: TEF
Sample 2007M01 2015M09
Observations 105

Mean	0.011394
Median	0.005492
Maximum	0.363517
Minimum	-0.244621
Std. Dev.	0.074371
Skewness	1.078616
Kurtosis	9.016356
Jarque-Bera	178.7196
Probability	0.000000



Series: TDF
Sample 2007M01 2015M09
Observations 105

Mean	0.047405
Median	-0.006042
Maximum	1.000000
Minimum	-0.893578
Std. Dev.	0.328321
Skewness	0.690280
Kurtosis	4.971855
Jarque-Bera	25.34945
Probability	0.000003

APÉNDICE 2

RCECP

N° periodos	TPN	TPJ	TII	TEE	TEF	TDF
3	0,001244	0,002173	0,003826	0,092624	0,009917	0,208464
4	0,001255	0,002170	0,004052	0,097826	0,008652	0,195224
5	0,001260	0,002237	0,003440	0,105547	0,009019	0,188938
6	0,001277	0,002265	0,003466	0,110028	0,009076	0,191743
7	0,001294	0,002290	0,003414	0,112243	0,008582	0,193255
8	0,001305	0,002291	0,003479	0,113926	0,009125	0,189660
9	0,001323	0,002324	0,003487	0,116188	0,009666	0,189737
10	0,001332	0,002338	0,003480	0,118315	0,009980	0,187885
11	0,001337	0,002325	0,003483	0,119552	0,010095	0,185840
12	0,001343	0,002340	0,003437	0,121251	0,010109	0,187277

RCECPP

N° periodos	TPN	TPJ	TII	TEE	TEF	TDF
3	6.325	51	604	127	840	4.718
4	4.815	62	632	114	764	3.663
5	4.151	78	486	158	835	5.007
6	4.603	108	462	1.438	694	5.876
7	8.605	95	410	1.222	667	6.558
8	66.517	115	576	1.096	809	6.787
9	58.912	109	557	1.054	895	7.144
10	52.447	133	1.433	939	1.200	6.540
11	47.205	130	1.520	856	1.414	5.950
12	43.704	131	1.414	811	1.467	5.623

EAMP

N° periodos	TPN	TPJ	TII	TEE	TEF	TDF
3	873	10	101	28	149	663
4	824	15	96	33	155	537
5	726	17	79	46	172	668
6	765	20	77	206	157	826
7	1.163	18	74	178	173	943
8	6.858	21	93	167	193	979
9	6.098	21	92	159	217	1.031
10	5.452	24	179	144	276	941
11	4.914	24	186	135	309	861
12	4.555	24	173	127	336	821