



GESTIÓN DEL RIESGO DE MERCADO EN ORGANIZACIONES BANCARIAS

Martín Ezequiel MASCI y Leonardo Andrés DUFOUR

Universidad de Buenos Aires. Facultad de Ciencias Económicas. Instituto de Investigaciones en Administración, Contabilidad y Métodos Cuantitativos para la Gestión (LADCOM). Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión (CMA). Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina.
martinmasci@economicas.uba.ar

Resumen

<p>Recibido: 02/2018</p> <p>Aceptado: 04/2018</p>	<p>El mercado financiero en general y el bancario, en particular, es un ámbito organizacional donde se desarrollan actividades productivas que impactan en la economía real. Las crisis, como anomalías de estas interacciones (Caruana, 2008), muestran la continua tensión que experimenta la teoría y práctica de la gestión de los riesgos. El presente trabajo expone las distintas metodologías presentes en la literatura tradicional (VaR, EVT y CVaR), para la medición del riesgo de mercado en organizaciones bancarias, donde el contexto es incierto.</p> <p>Luego del marco teórico desarrollado, se contrastarán empíricamente dichas medidas, utilizando datos públicos del precio internacional de la soja. De esta manera, se podrá destacar la importancia de la opinión de los expertos con el fin de lograr una correcta gestión de los riesgos.</p>
<p>Palabras clave</p> <p>Gestión del riesgo. Organizaciones bancarias. Opinión de expertos.</p>	

Copyright: Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires.

ISSN: 2250-687X - ISSN (En línea): 2250-6861

MARKET RISK MANAGEMENT IN BANKING ORGANIZATIONS

Martín Ezequiel MASCI y Leonardo Andrés DUFOUR

Universidad de Buenos Aires. Facultad de Ciencias Económicas. Instituto de Investigaciones en Administración, Contabilidad y Métodos Cuantitativos para la Gestión (LADCOM). Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión (CMA). Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina.
martinmasci@economicas.uba.ar

Abstract

KEYWORDS	<p>Financial market and, particularly, banking, is an organizational environment where their productive activities impact on the real economy. Crises, as anomalies of these interactions (Caruana, 2008) show the continuous tension experienced by theory and practice of risk management. This work exposes the different methodologies, which appear in traditional literature (VaR, EVT and CVaR), for risk management measurement in banking organizations, where context is uncertain.</p> <p>After the theoretical framework developed, these measures will be tested empirically, using soybeans international price public data. In this way, it will be possible to highlight the importance of experts opinion in order to achieve a correct risk management.</p>
Risk management.	
Banking organizations.	
Experts opinion.	

Copyright: Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires.

ISSN: 2250-687X - ISSN (En línea): 2250-6861

1. INTRODUCCIÓN

En la última década se han suscitado una serie de acontecimientos que han puesto a prueba la estabilidad del sistema financiero a nivel mundial. Los mismos se presentaron como fenómenos de carácter intrínseco y no solo produjeron inmediata reacción –crisis- sino que vulneraron fuertemente la sustentabilidad de las instituciones a largo plazo. En particular, la última crisis financiera (2007/2008) ha mostrado un conjunto de falencias del sistema bancario que se derrama en la estructura de las organizaciones e impacta en su dinámica. En este contexto, cobra especial relevancia la gestión integral de riesgos bancarios que llevan a cabo las organizaciones bancarias. Organismos internacionales, como el Banco Internacional de Pago (BIS) en Basilea, se han preocupado en aglutinar a los países con voluntad de regular los mercados financieros y sanear al sistema. Dentro de estas regulaciones, las recomendaciones del Comité de Supervisión Bancaria han mostrado que el rol de la gestión integral de riesgos impacta en la dinámica de todo el sistema bancario, sobre todo luego del año 2007 (Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, 2010b).

A la luz de los aspectos generales de la gestión de riesgos, la discusión está centrada en la implementación de los modelos que utilizan variables macroeconómicas y describen la dinámica del sistema bancario en escenarios estresados o con eventos extremos. En la actualidad, claramente, existe un gran volumen de información y los modelos de gestión basados únicamente en cálculos matemáticos no dan cuenta de la complejidad de ciertos fenómenos financieros. Desde un punto de vista teórico, no se incorpora la valoración subjetiva e imprecisa de los expertos, quienes son los encargados de tomar decisiones que afectan a todos los *stakeholders* de una organización. En particular, las herramientas de gestión de riesgos financieros tienen un origen fuertemente vinculado con la estadística y matemática para procesar datos históricos o simular eventos inciertos.

En este marco, donde el futuro es incierto, la medición de dicha incertidumbre es lo que se conoce como riesgo. Por ello, la práctica profesional debe tomar la información de los modelos estadísticos tradicionales que miden el riesgo, pero dicha medición debe verse alterada por la opinión del experto o un conjunto de expertos.

2. LA INCERTIDUMBRE EN LAS ORGANIZACIONES BANCARIAS

La presente sección se propone problematizar el marco teórico referido a la Teoría de la Incertidumbre en organizaciones. Para hacerlo es necesario en primer lugar, discutir el concepto de racionalidad entendida como una configuración específica de capacidad y procedimientos (Halpern, 2003; Marzetti Dall'Aste Brandolini y Scazzieri, 2011). Luego, se exponen las ideas relevantes acerca del concepto de incertidumbre y el modo en que los agentes racionales toman decisiones contextualmente (Grote, 2009). Solo tras el desarrollo de este marco teórico, será posible pensar al riesgo como una forma de medición de dicha incertidumbre (Copeland y Weston, 1992).

2.1 LA RACIONALIDAD EN CONTEXTOS DE INCERTIDUMBRE

Claramente, el contexto es incierto y los métodos y procesos deben tener en cuenta esta característica. El experto, encargado de tomar decisiones en una organización bancaria, dispone de información, la procesa y actúa según su conjunto de creencias. Tales creencias, son producto

de mecanismos individuales y de la interacción con el colectivo en el que se encuentra inmerso (Halpern, 2003).

En este sentido, la racionalidad de dicho agente es un mecanismo en el que se desarrollan posibilidades conceptuales para solucionar problemas contingentes bajo restricciones (Marzetti Dall'Aste Brandolini y Scazzieri, 2011). Es decir, la racionalidad se presenta como producto de la actitud pragmática del individuo, en un contexto tiempo y espacio. Esta racionalidad situada implica el uso efectivo de reglas y habilidades cognitivas: "(...) rationality is associated not only with effective utilization of a given set of cognitive rules but also with the effective use of cognitive abilities." (Marzetti Dall'Aste Brandolini y Scazzieri, 2011, p.2). Asimismo, tales habilidades se presentan como un conjunto de herramientas empleadas en determinadas circunstancias y que pueden requerir cierta adaptación al aplicarse a otras. En esa línea, los autores mencionados caracterizan al sistema cognitivo como reflexivo, ya que posee capacidad de adaptación al medio cambiante. Esta dinámica, si bien se presenta como una característica natural del ser humano racional, posee limitaciones en dos sentidos fundamentales: por un lado, el individuo se adapta de acuerdo a su propio conjunto de creencias, lo que resulta en un proceso de transformación endogámica; por el otro, el cambio en las habilidades cognitivas proviene de alteraciones en el contexto que no son determinísticas, es decir, el entorno social carece de certidumbre respecto de su dinámica, causas y consecuencias de tales actividades.

Bajo condiciones de certeza, la habilidad cognitiva que caracteriza al individuo racional, es perfectamente representada y resuelta por el álgebra y análisis matemático tradicional. Los aportes a las teorías de la programación matemática -optimización- recogen las características de la certidumbre plena, mediante relaciones de correspondencias matemáticas o, en el mejor de los casos, funciones.

Sin embargo, la realidad cotidiana presenta características muy distintas a las mencionadas. El contexto organizacional es complejo, cambiante y caótico (Etkin, 2011). Silva Marzetti Dall'Aste Brandolini y Roberto Scazzieri (2011) afirman que el razonamiento es el campo más importante de la capacidad cognitiva humana. En situaciones donde el ser humano en tanto agente cognitivo, está limitado de su libertad para establecer la configuración de posibles eventos, los autores consideran que el contexto presenta baja incertidumbre. En esos casos, la racionalidad se limita, pero es posible utilizar herramientas teóricas matemáticas y estadísticas para inferir el comportamiento del sistema. Sin embargo, cuando se carece completamente de la posibilidad de evaluar la configuración de posibles eventos, el contexto presenta alta incertidumbre. Es decir, el agente cognitivo está completamente irrestricto respecto a la realidad que lo rodea y, ante la inexistencia de objetividades que delimiten la racionalidad, se encuentra inmerso en un profundo desconocimiento. Ambos conceptos son construcciones sociales y no están delimitados fácticamente. De esta manera, solo es posible asistir a su razonabilidad y al uso de la absoluta subjetividad para la configuración de posibles eventos y la decisión contingente asociada (García y Pérez, 2001).

De este análisis se sigue que las situaciones que se presentan con ausencia parcial o total de incertidumbre, requieren del razonamiento inductivo o deductivo para completar una idea de realidad y formar una decisión contingente. Es decir que necesitan una mezcla de habilidades de inferencia y de representatividad de la realidad compleja (Marzetti Dall'Aste Brandolini y Scazzieri, 2011). Por este motivo, el razonamiento que adopte el experto o agente cognitivo dará lugar a una discusión plausible. Será un razonamiento defendido por el agente, pero que genere controversias entre los miembros de esa organización o comunidad afín. La idea de razonamiento plausible está asociada a la legitimidad que presenta una discusión en un colectivo social y la vaguedad en que se presenta la realidad ya que, de existir certeza plena, la plausibilidad se reduce a una discusión de lógica proposicional matemática y consistencia interna de cualquier modelo económico o financiero.

El marco teórico expuesto y la problemática presentada hacen posible avanzar hacia un análisis crítico de las medidas y modelos estadísticos asociados al razonamiento plausible, en contextos de alta incertidumbre.

2.2 MEDICIÓN TRADICIONAL DEL RIESGO DE MERCADO: VALOR A RIESGO (VAR)

Se conoce técnicamente al riesgo de mercado como la pérdida de valor de una cartera producto de movimientos desfavorables en precios de mercados o volatilidad pronunciada. Philippe Jorion (2011) puntualiza que este tipo de riesgos incluye a riesgos de liquidez, que implican la necesidad de liquidar activos para hacer frente a obligaciones o necesidades de financiamiento de corto plazo.

El hecho de considerar qué mecanismos de mercado, como la volatilidad de precios o tasas, impactan en la posición tomada por un inversor, significa un desafío para la medición del riesgo de mercado. En particular, es posible tomar como estrategia de medición de impactos en variaciones de precios o volatilidad de los tipos de interés afectados a las inversiones, una visión ad-hoc que considere el impacto puntual de cambios marginales. Esta visión acotada a la estructura de la inversión, no da cuenta de la potencial pérdida del conjunto de las inversiones. Es decir, el analista puede hacer un cálculo rápido de cuanto pierde en una posición comprada en bonos si se altera el precio en mercados secundarios, o si el cupón está atado a una tasa variable, y se presentan cambios en la misma. Este ejemplo esquematiza el típico instrumento ad-hoc para valuar pérdidas, considerando uni-factorialmente efectos de variaciones en alguna variable relevante de la posición. Más aún, podría realizarse un cálculo más sofisticado, usando la *duration* modificada de la cartera y de esta manera sensibilizar el análisis. Ahora bien, hay muchos detalles que este esquema simplificado pasa por alto. Entre ellos, y quizá el más importante señalado por Philippe Jorion (2011) sea el hecho de que, al no considerar las distintas aristas del riesgo de mercado, los riesgos parciales presentan los siguientes interrogantes: ¿pueden ser sumados? ¿Existe algún grado de correlación? ¿Covarian? Algunas de estas preguntas pueden ser abordadas desde una óptica más general, analizando pérdidas potenciales con un cierto nivel de confianza mediante la teoría de VaR.

En particular, el mencionado autor muestra que el VaR puede ser estimado mediante tres métodos: simulación histórica, paramétrica y Monte Carlo. Respecto de la primera, el objetivo es simular los rendimientos de una determinada posición a partir del valor actual expresado en una moneda determinada. Por ejemplo, una posición corta en pesos argentinos y se quiere saber el riesgo respecto de la variación del tipo de cambio contra el dólar estadounidense. Si se expresa la posición en $t = 0$ en dólares como Q_0 y al ratio tipo de cambio entre pesos argentinos y dólares estadounidenses como S_t para un determinado día, entonces:

$$R_t = Q_0[S_t - S_{t-1}]/S_{t-1} \quad (1)$$

Representa el rendimiento simulado de la posición en dólares para un día determinado. Al tomar una muestra lo suficientemente grande, se puede armar una base histórica simulada a partir del valor de la cartera hoy y con las ratios *spot* de dos días consecutivos, como se describe en la mencionada fórmula. Se utiliza información histórica reciente y se construye una distribución de frecuencias de rendimientos diarios. Con un nivel de confianza de $c = 95\%$ se tiene que el VaR en términos de la cola izquierda de la distribución se calcula a partir de $p = 1 - c$. Entonces, es posible definir a x como resultado en dólares, el VaR normalmente se expresa en forma positiva, ya sea para pérdidas o ganancias, y queda definido implícitamente como (Jorion, 2011, p.290):

$$\int_{-VaR}^{\infty} f(x)dx \quad (2)$$

Al tener definido el nivel de confianza y ordenadas por frecuencias las pérdidas, de mayor a menor, se puede obtener el umbral (*cut-off*) de acuerdo a la cantidad de observaciones. Éste representa el VaR al 95%, lo que se entiende como la máxima pérdida esperada a ese nivel de confianza.

El segundo método comprende la técnica de valuación basada en un modelo paramétrico. Lo primero a destacar es que se asume que los retornos se distribuyen normalmente. La medida de dispersión es el parámetro usualmente conocido como desvío estándar (*SD*). Philippe Jorion (2011) utiliza un estimador insesgado para el caso. De esta manera, es posible construir el VaR asociado al nivel de confianza c de la siguiente manera:

$$VaR = \alpha(c) \sigma W \quad (3)$$

Siendo $\alpha(c)$ la acumulada de la distribución que se supone que tenga la variable asociada al proceso de retorno de una determinada posición. Luego, σ es la volatilidad de la tasa de retorno y W es el capital inicial en valores homogéneos corrientes. Desde luego, la expresión $SD = \sigma W$. Este esquema es conocido como paramétrico porque utiliza una aproximación mediante los parámetros de una distribución. Es importante destacar que en la medida que se cuestione la distribución que sigue el proceso, este enfoque debe reconsiderarse.

Finalmente, el método de simulación de Monte Carlo implica generar el muestreo mediante un proceso aleatorio. Nuevamente se asume una determinada distribución y deben generarse muestreos para encontrar retornos del portafolio.

Es necesario señalar que la medida ex-ante y ex-post respecto de ocurrido un hecho desfavorable, merece especial atención para cualquier método que se aplique. El VaR, en general, implica una previsión de la pérdida esperada, por lo que la estimación es típicamente ex-ante. En contraposición, existen mecanismos de detención temprana de pérdidas (*stop loss*) que son ex-post y permiten morigerar efectos negativos de pérdidas de valor. Una forma de incorporar este concepto en modelos de valuación de inversiones es mediante el uso de opciones de barrera (Baxter y Rennie, 1996; Hull, 2009).

El VaR puede sobre o subestimar el verdadero riesgo, es decir el monto de la pérdida esperada. Philippe Jorion (2011) indica que el proceso de confección de un sistema de medición y gestión de riesgos debe contener tres pasos: elegir la posición en la cartera, construir la distribución de los factores de riesgo y construir la distribución de los retornos de la cartera. Para el primer paso, es necesario adoptar una posición o confeccionar una cartera. Luego, mapear la posición para identificar factores de riesgo: plazos, monedas, precios y volatilidad de los instrumentos, etc. El segundo paso, consiste en identificar los factores de riesgo y construir su distribución mediante algún modelo estadístico. Una estrategia usual es la de utilizar información histórica del comportamiento de las variables de interés de los instrumentos involucrados en la mencionada cartera. La cantidad de factores de riesgo y la dificultad para estimar su distribución depende de las posiciones adoptadas en la cartera. Es posible que para carteras de renta fija exclusivamente, sea sencillo de realizar a partir de las variables intrínsecas de un bono cualquiera. Lo mismo sucederá con carteras puras de renta variable. Ahora bien, para portafolios combinados o muy apalancados, la estimación puede ser muy compleja. De cualquier modo, es interesante destacar que las variables que están involucradas y su estudio, atañen a la dinámica del mercado en general, por lo que dan cuenta de su evolución y son importantes para la formación de expectativas tanto favorables como desfavorables. Finalmente, el tercer paso consiste en la estimación de la distribución del portafolio a los fines de calcular el VaR y obtener así, la máxima pérdida esperada, a un nivel de confianza, para un horizonte de tiempo definido. Se combina la información recabada en los dos pasos previos y se estima utilizando cualquier de los tres métodos usuales mencionados (Jorion, 2011, p.287).

2.3 TEORÍA DE VALORES EXTREMOS (EVT)

La estimación no-paramétrica del VaR puede resultar defectuosa o poco precisa, en la medida que la muestra o ventana histórica es muy sensible a la estimación. Esta imprecisión se magnifica en la medida que aumenta en nivel de confianza (Jorion, 2011, p.364). Por otro lado, toda vez que se lleve a cabo un procedimiento de estimación paramétrica, la dificultad radica en la determinación de la forma que adopte la distribución de probabilidades de los distintos factores de riesgos.

Toda vez que se intente ser demasiado exhaustivo en el estudio de las funciones de densidad desconocidas con el afán de captar perfectamente la exposición al riesgo, se introducen errores graves, o bien, supuestos irreales. La teoría de eventos extremos (EVT) es un tercer método que se puede considerar semi-paramétrico. No requiere la estimación de toda la distribución analítica, sino que se basa en el estudio de la cola izquierda. Esto mejora mucho la estimación del VaR, en la medida que se logra foco y precisión en los eventos que caen en la cola pesada y que sustancialmente representan el VaR -baja frecuencia, alta intensidad-. Asimismo, es posible obtener fácilmente VaR a distintos niveles de confianza, simplemente extrapolando a partir de EVT.

Jorion (2011) explica a la distribución de la EVT como una generalización del teorema central del límite, es decir, que el promedio de variables aleatorias independientes tiende a la distribución normal sin importar su distribución original. Como se ha mencionado, para EVT es fundamental el análisis de la cola. Para ello, la teoría define que la distribución límite para cualquier valor x por encima de un umbral (*cutoff*) u pertenece a la siguiente familia:

$$F(y) = \begin{cases} 1 - (1 + \xi y)^{-1/\xi}, & \xi \neq 0 \\ 1 - e^{-y}, & \xi = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Donde $y = (x - u)/\sigma$. Los valores de x están expresados en positivo, más allá de que representen pérdidas, con el fin de que y sea siempre positiva. Por su parte, la distribución se caracteriza por $\sigma > 0$ como parámetro de escala y la forma queda determinada por ξ que representa la velocidad a la que la cola desaparece. Entonces, es posible definir algunas consideraciones:

$\xi = 0 \rightarrow$ es la distribución Normal, las colas desaparecen a una velocidad exponencial.

$\xi > 0 \rightarrow$ típicamente relacionado con datos financieros. Implica colas pesadas.

$\xi < 0 \rightarrow$ es el caso de la familia de distribuciones de Weibull.

Las distintas alternativas presentadas, se configuran como casos particulares de la GPD. En particular, para finanzas cobra especial relevancia $\xi > 0$ y se relaciona con la distribución de Fréchet, considerando colas más pesadas que la normal.

Por lo antedicho, la EVT examina la forma y comportamiento de la cola de la distribución, es por ello que al centrarse en los casos en que una variable excede un cierto umbral, se asemeja directamente al concepto de VaR. El mismo, puede ser calculado con la mencionada distribución límite de la EVT, toda vez que se estimen los parámetros σ (dispersión o escala) y ξ (cola).

De acuerdo al desarrollo anterior y basado en el trabajo de Yasuhiro Yamai y Toshinao Yoshida (2005, p. 1005-1011) se exponen las ideas del riesgo de cola. Los autores desarrollan un ejemplo de medición de riesgo bajo estrés de mercado. Al respecto consideran como estrés de mercado a los movimientos abruptos en los precios de los activos subyacentes de la posición. En esos casos, como el del año 1998, que desarrollan el mencionado trabajo, el riesgo de cola destruye la estimación del VaR en el sentido tradicional o práctico. Es importante destacar que el desafío del

analista consiste en representar una función que contenga el retorno de los activos y explique su dinámica bajo condiciones de mercado estresado. Los autores consideran que para ello se debe utilizar una función de distribución EVT.

Sea Z un activo de interés, en Yamai y Yoshiba (2005) se exhiben tipos de cambio multilaterales de 21 países con frecuencia diaria, variación logarítmica. Sea F la distribución de retornos de Z . La función de distribución por exceso de Z respecto de θ , es representada por $(Z - \theta)$ y se define como (Yamai y Yoshiba, 2005, p.1006):

$$F_{\theta}(x) = \Pr\{Z - \theta \leq x \mid Z > \theta\} = \frac{F(x) - F(\theta)}{1 - F(\theta)}, \quad \theta \leq x \quad (5)$$

De esta manera, y teniendo en cuenta la distribución de EVT, la teoría demuestra que F_{θ} converge a una Pareto Generalizada, de la forma expuesta más arriba en (4), cuando el valor de θ es suficientemente grande (Embrechts, Klüppelberg y Mikosch, 2013). La mencionada distribución tendrá la siguiente forma (Yamai y Yoshiba, 2005, p.1006):

$$G_{\xi, \sigma}(x) = 1 - (1 + \xi y)^{-1/\xi}, \quad x \geq 0 \quad (6)$$

En la expresión anterior, es fácil ver que $y = x/\sigma$. Asociado a $F_{\theta}(x)$ y $G_{\xi, \sigma}(x)$ es posible mostrar que si θ tiende a valores grandes, la función por exceso $\max(Z, \theta)$ se halla de la siguiente manera -aproximada-:

$$F_m(x) \approx (1 - F(\theta)) \cdot G_{\xi, \sigma}(x - \theta) + F(\theta) = 1 - p \left(1 + \xi \frac{x - \theta}{\sigma}\right)^{-1/\xi}, \quad x \geq 0 \quad (7)$$

Donde $p = 1 - F(\theta)$, representa la probabilidad de la cola. En este caso, se incorpora un parámetro adicional, respecto de la definición de Philippe Jorion (2011): ξ representa el índice de la cola (tail index), σ es el parámetro de escala o volatilidad y, ahora, p como función de θ , explica la probabilidad de la cola. Como fuera mencionado, ξ representa el tamaño relativo de la cola en la distribución. Es decir, cuanto más grande sea el parámetro, más pesada es la cola. Lo mismo sucede con el parámetro de escala σ –dispersión– que cuanto más grande sea, más volatilidad tiene la distribución. Dado que $F_{\theta}(x)$ representa la función de distribución de eventos no captados por VaR, es posible pensar que el nivel de confianza de las mencionadas medidas es menor que p . Por lo tanto, Yasuhiro Yamai y Toshinao Yoshiba (2005) utilizan la distribución de excesos para calcular VaR.

2.4 MODELOS ALTERNATIVOS DE DÉFICITS ESPERADOS: VALOR A RIESGO CONDICIONAL

De las diversas alternativas teóricas que se encuentran en la literatura tradicional sobre un enfoque práctico de VaR, quizá la más interesante es la que se conoce como déficit esperado (ES, *Expected Shortfall*) (Acerbi y Tasche, 2002). Allí se señala que en muchas oportunidades este concepto se utiliza como variante del VaR, ya que éste no resulta coherente como medida de riesgo. Las críticas más importantes a este enfoque responden a la hipótesis de continuidad de función de distribución de pérdidas relacionada con el portafolio. El VaR capta la pérdida máxima contingente para funciones suaves y continuas (Ledford y Tawn, 1996). Sin embargo, cuando la función presenta discontinuidades, la medida de riesgo se torna incoherente en el sentido de Philippe Artzner (1999). Considerando otro aspecto a tener en cuenta, Paul Embrechts (1999) enfatiza en el hecho de que el enfoque tradicional no posee la propiedad de sub-aditividad. Este hecho hace que el

modelo no capte la correlación de riesgos al interior del portafolio para n activos, subestimando sistemáticamente el verdadero valor de pérdida máxima.

Un concepto interesante que utilizan Carlo Acerbi y Dirk Tasche (2002) es el de utilizar una función de indicatriz:

$$\mathbf{1}_A(a) = \mathbf{1}_A = \begin{cases} 1, & a \in A \\ 0, & a \notin A \end{cases} \quad (8)$$

Nuevamente, en el mencionado trabajo se define un espacio probabilístico del tipo (Ω, A, P) . En este caso, los autores consideran que X es una variable aleatoria real en ese espacio, que representa ganancias o pérdidas de un activo o portafolio (Acerbi y Tasche, 2002, p.1489). Sin embargo, merece atención considerar que la dificultad de predecir ganancias o pérdidas de una posición en un activo riesgoso es mucho menor a la de considerar un portafolio. En esta instancia, se puede ser consistente con la crítica que le hacen al VaR tradicional y no captar completamente el fenómeno de la diversificación. No obstante, la función indicatriz es especialmente útil cuando se introduce la definición de cuantiles en la definición de ES por el cálculo de una integral (Acerbi y Tasche, 2002, p.1492):

Sea x_α y x^α los α – *cuantiles* inferiores y superiores de X , respectivamente. Entonces:

$$x_\alpha = q_\alpha(X) = \inf\{x \in \mathbb{R}: P[X \leq x] \geq \alpha\}, \quad (9)$$

$$x^\alpha = q^\alpha(X) = \inf\{x \in \mathbb{R}: P[X \leq x] > \alpha\} \quad (10)$$

Resulta sencillo de ver que $x_\alpha = x^\alpha$ si y solo si $P[X \leq x] = \alpha$.

Entonces, de acuerdo a (3.31) desarrollada por Carlo Acerbi y Dirk Tasche (2002), es posible definir al VaR^α (a nivel α para X), de la siguiente manera (Acerbi y Tasche, 2002, p.1489):

$$Var^\alpha(X) = -x^\alpha = q_{1-\alpha}(-X) \quad (11)$$

Así, resulta posible definir a la cola media (*MT, mean tail*) y ES:

$$MT_\alpha(X) = \frac{1}{\alpha} \{E(X \mathbf{1}_{\{X \leq x_\alpha\}}) + x_\alpha[\alpha - P(x \leq x_\alpha)]\} \quad (12)$$

Por lo tanto,

$$ES_\alpha(X) = -MT_\alpha(X) \quad (13)$$

Así, en el mismo marco teórico, Yasuhiro Yamai y Toshinao Yoshida (2002a) enfatizan en que normalmente la función es de pérdidas, por lo que es usual encontrar en la literatura esta definición (Yamai y Yoshida, 2002c, p.60):

$$ES_\alpha(X) = E[-X | -X \geq VaR_\alpha(X)] \quad (14)$$

Lo que resulta ser el déficit esperado al nivel α para X . Cuando se asume distribución Normal de la función de ingresos y pérdidas, entonces ES y VaR están relacionados mediante la multiplicación

escalar de sus desvíos estándares. Utilizando la función indicatriz (3.30) se obtiene (Yamai y Yoshiba, 2002c, p.61):

$$\begin{aligned}
 ES_{\alpha}(X) &= E[-X \mid -X \geq VaR_{\alpha}(X)] = \\
 &= \frac{1}{\alpha} E[-X \cdot \mathbf{1}_{\{X \leq -VaR_{\alpha}(X)\}}] = \\
 &= \frac{-1}{\alpha \sigma_x \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{-VaR_{\alpha}(X)} t \cdot \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma_x^2}\right) dt = \\
 &= \frac{-1}{\alpha \sigma_x \sqrt{2\pi}} \left[-\sigma_x^2 \cdot \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma_x^2}\right) \right]_{-\infty}^{-VaR_{\alpha}(X)} = \\
 &= \frac{-\sigma_x}{\alpha \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{VaR_{\alpha}(X)^2}{2\sigma_x^2}\right) = ES_{\alpha}(X) \tag{15}
 \end{aligned}$$

Para estudiar la conveniencia de ES sobre VaR es necesario probar la coherencia de las medidas. En primer lugar, algunas propiedades importantes (Acerbi y Tasche, 2002, p.1491).

Sea $\alpha \in (0,1)$ el nivel de confianza elegido. Es considerado un conjunto V de variables aleatorias sobre valores reales en el espacio probabilístico (Ω, A, P) con esperanza finita para todo $X \in V$. Entonces, $\rho: V \rightarrow \mathbb{R}$ con $\rho(X) = ES_{\alpha}(X)$ para ser una medida coherente debe cumplir con:

- i. Monotonicidad (*monotonous*): $X \in V, X \geq 0 \Rightarrow \rho(X) \leq 0$;
- ii. Sub-aditividad (*sub-additive*): $X, Y; X + Y \in V \Rightarrow \rho(X + Y) \leq \rho(X) + \rho(Y)$;
- iii. Positivamente homogénea (*positively homogeneous*): $X \in V, h > 0, hX \in V \Rightarrow \rho(hX) = h \rho(X)$;
- iv. Traslación invariante (*translation invariant*): $X \in V, a \in \mathbb{R} \Rightarrow \rho(X + a) = \rho(X) - a$.

Un aspecto relevante que destacan estos autores es el hecho de que cuando se consideran portafolios con instrumentos derivados financieros u otros instrumentos poco líquidos, la distribución resultante puede no ser continua. En esos casos, y sobre todo en el análisis de colas, la discontinuidad más importante es respecto del nivel de confianza α (Acerbi y Tasche, 2002). VaR en particular adolece de esta característica. Alternativamente, ES_{α} es continuo respecto de α (Acerbi y Tasche, 2002, p.1492). Esto resalta una característica superadora no solo desde un punto de vista práctico, sino que mejora la coherencia de la medida de riesgos. La medida no reaccionará drásticamente cuando se sensibilice el nivel α , característica que comparte con EVT, como medida de riesgo centrado en análisis de colas, cómo se verá más adelante.

La propiedad más relevante para poder comparar ambas medidas es la sub-aditividad. En particular cuando se cuestiona la normalidad de la función de ingresos y pérdidas (Yamai y Yoshiba, 2002b). Si se considera normalidad, entonces es posible que ES no posea ventajas respecto del enfoque tradicional de VaR. Más aún, se puede probar que la sub-aditividad que se cumple para ES_{α} , también se cumple para VaR_{α} al ser un producto escalar.

Sean σ_X y σ_Y las volatilidades de dos variables aleatorias X e Y , respectivamente. Sea σ_{XY} la covarianza entre ellas, entonces (Yamai y Yoshiba, 2002c, p.62):

$$\sigma_{X+Y} \equiv \sqrt{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + 2\sigma_{XY}} \leq \sqrt{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + 2\sigma_X\sigma_Y} = \sigma_X + \sigma_Y \quad (16)$$

Se cumple la propiedad en la medida que $\sigma_{XY} \leq \sigma_X\sigma_Y$. Los mencionados autores lo prueban de la siguiente manera:

Sean μ_X ; μ_Y esperanzas sobre las respectivas variables. Para cualquier valor real t , es posible definir $Z = (Y - \mu_Y) - t(X - \mu_X)$ de forma tal que:

$$\begin{aligned} E[Z^2] &= t^2 E[(X - \mu_X)^2] - 2t E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] + E[(Y - \mu_Y)^2] = \\ &= t^2 \sigma_X^2 - 2t \sigma_{XY} + \sigma_Y^2 \end{aligned} \quad (17)$$

Si se considera el caso de $t = \sigma_{XY}/\sigma_X^2$, entonces:

$$\begin{aligned} E[Z^2] &= t^2 \sigma_X^2 - 2t \sigma_{XY} + \sigma_Y^2 = \\ &= \frac{\sigma_{XY}^2}{(\sigma_X^2)^2} \cdot \sigma_X^2 - 2 \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X^2} + \sigma_Y^2 = \boxed{\frac{-\sigma_{XY}^2 + \sigma_X^2 \sigma_Y^2}{\sigma_X^2} \equiv E[Z^2] \geq 0} \end{aligned} \quad (18)$$

Ya que $E[Z^2] \geq 0$, entonces $\sigma_{XY} \leq \sigma_X\sigma_Y$.

Yasuhiro Yamai y Toshinao Yoshihara (2002a) proponen un método para la estimación del error del ES con variables aleatorias simuladas. En su trabajo, los autores comparan el tiempo computacional que requiere la estimación del VaR versus *ES*. Si se considera que una variable aleatoria X distribuida en forma estable, se tiene (Yamai y Yoshihara, 2002a, p.89):

$$S_n =_d n^{1/\alpha} X + \gamma_n \quad (19)$$

Donde S_n es la suma de n realizaciones de X , independientes e idénticamente distribuidas. La distribución estable es una generalización de la Normal, siendo el coeficiente α el índice de estabilidad. Se dice que si $\alpha = 2$ se aproxima a una Normal, mientras que si $\alpha = 1$, lo hace a una Cauchy. Es decir, el parámetro mide el peso relativo de las colas. Cuanto más chico sea α más pesadas serán las colas de la distribución. De esta manera, los autores realizan el experimento de simular aleatoriamente una muestra para calcular VaR y *ES*. Luego, calculan media y desvío estándar de ambas medidas y comparan el error de estimación mediante el coeficiente de variación, es decir, el cociente σ/μ . La conclusión principal del trabajo es que en la medida que las colas se hacen más pesadas, es decir, que el coeficiente α decrece la estimación de *ES* genera mayor error que la de VaR. La explicación que exponen es que en la medida que las colas sean más pesadas, la probabilidad de ocurrencia de eventos extremos crece (para cualquier nivel de confianza) y *ES* considera la cola derecha de la distribución.

Sin embargo, si bien parece que VaR estima con menor error, (Yamai y Yoshihara, 2002a, p.89) muestran como éste se revierte en favor del *ES* a medida que se incrementa el tamaño de la muestra. Este hecho es relevante, dado que los modelos y medidas de riesgo, calibrados por simulación deben tener un tamaño muestral considerable. Respecto de la distribución, se dice que la función de ingresos y pérdidas (*profit-loss function*) pertenece a la familia de distribuciones elípticas o de contornos elípticos (Ingersoll, 1987; Sánchez y García, 2001).

De la comparación entre el VaR normal y ES surgen varias cuestiones muy interesantes. En primer lugar, si se hace el ejercicio de calcular los valores de una distribución normal estándar para los distintos niveles de confianza atinentes a la cola izquierda de la distribución, se llega a una conclusión interesante para la gestión de riesgos. Toda vez que el VaR es un percentil de una

distribución de pérdidas y ganancias, constituye una digresión teórica interesante calcular dicha medida para una distribución normal estándar y compararla con ES. Esta última, es la medida condicional de VaR, es decir, el promedio de las observaciones de la cola que superan el umbral definido por la medida normal.

Al hacer este ejercicio con intervalos de 0,10%, se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 1. Comparación entre el VaR normal y ES a distintos niveles de confianza.

<i>F(-α)</i>	<i>Confianza</i>	<i>VAR</i>	<i>ES</i>
0,50%	99,50%	-2,57583	-2,84206
1,00%	99,00%	-2,32635	-2,63200
1,50%	98,50%	-2,17009	-2,49895
2,00%	98,00%	-2,05375	-2,39956
2,50%	97,50%	-1,95996	-2,31941
3,00%	97,00%	-1,88079	-2,25181
3,50%	96,50%	-1,81191	-2,19309
4,00%	96,00%	-1,75069	-2,14102
4,50%	95,50%	-1,69540	-2,08524
5,00%	95,00%	-1,64485	-2,05132

Fuente: Elaboración propia.

De la tabla anterior (1), es posible sacar algunas conclusiones; la más relevante, sin dudas es relativa a los valores resaltados. La exposición al riesgo que predice el VaR normal estándar al 99% de confianza es prácticamente igual a la que predice ES al 97,50%. La diferencia entre ambas medidas es menor al 0,30%. Esto resulta interesante, ya que será considerado para poder verificar si este hecho impacta en la regulación de la estimación de pérdidas esperadas y exposición al riesgo de mercado en bancos. Y, adicionalmente, conocer cómo impacta esto en la gestión y toma de decisiones por parte de los expertos en cada organización.

En la siguiente sección, mediante un diseño metodológico ejemplificado, se realizará la estimación de las medidas con datos reales y la comparación a distintos niveles de confianza y con distintos tamaños de cola. La pregunta que se quiere responder es relativa a que si la exposición al riesgo de mercado calculada por el VaR normal estándar al 99% de confianza es prácticamente igual a la que predice ES al 97,50% y si la distribución no es normal, esta relación se mantiene. A ésta le suceden otras preguntas: ¿no afectan las colas pesadas?, ¿cómo afecta esto a la regulación y la gestión del riesgo de mercado que llevan a cabo los profesionales y expertos en bancos?

3. CONTRASTACIÓN EMPÍRICA DE LAS DISTINTAS MEDIDAS DEL RIESGO DE MERCADO

En el presente apartado se utilizan datos públicos argentinos para estimar el VaR normal e histórico, como así también su comparación con la EVT y las medidas de VaR condicional (ES). El objetivo es problematizar la definición del tamaño de la cola de las distribuciones de pérdidas y ganancias -cantidad de observaciones- para delimitar el riesgo de cola. Luego, la discusión se centra en el nivel de confianza. Los resultados se contraponen en las distintas técnicas matemáticas, para dar cuenta de la necesidad de una regulación responsable del riesgo de mercado.

En Argentina, el sector productivo es sensible al precio de los *commodities* agrarios, por la ventaja competitiva que posee nuestro país. Es por eso, que se analiza la exposición de las medidas para el mercado de dichos *commodities*, en particular el precio internacional de la soja, ya que Argentina es tomador de precios de esta oleaginosa y uno de los principales exportadores mundiales.

3.1 Análisis estadístico de activos financieros

El algoritmo que se presenta a lo largo del apartado para la estimación de las medidas presentadas anteriormente comprende los siguientes pasos (Bensalah, 2000; Matsuda Yamada y García-Fronti, 2014):

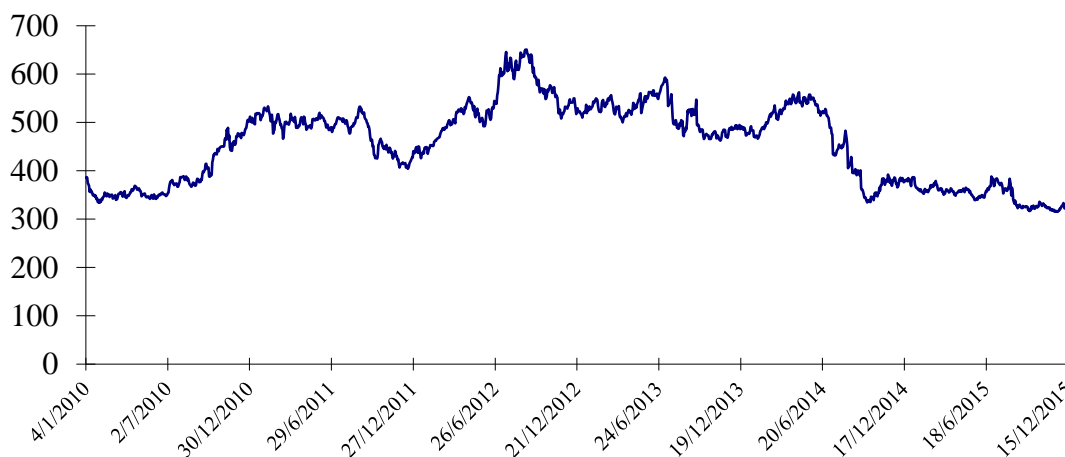
- (i) Descriptiva de los datos.
- (ii) Análisis de la sub-muestra afectada a la cola.
- (iii) Elección del umbral.
- (iv) Estimación de la cola.

Respecto del primer paso, es necesario realizar un estudio minucioso de la base de datos que será *input* del modelo de medición del VaR. Con este análisis descriptivo, es posible trabajar con la distribución empírica de pérdidas y ganancias a partir de los datos históricos disponibles. En el segundo paso, se hace especial énfasis en la sub-muestra correspondiente a la cola de la distribución, es decir, a las observaciones correspondientes a los eventos más extremos - en este caso, son relevantes aquellos de pérdida-. Finalmente, es posible definir el umbral y estimar la cola para hacer un estudio de su peso relativo. La comparación se realiza a partir de las colas de una distribución normal.

3.1.1. Precio internacional de la soja

En este caso, se utilizan los datos del período comprendido desde enero 2010 a diciembre de 2015 y con precios en dólares americanos por tonelada correspondiente a la cotización del Mercado de Granos de Chicago¹. El chart de precios es el siguiente:

Gráfico 1. Precio internacional de la soja 2010-2015



Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero.

El precio internacional tuvo su pico máximo en septiembre de 2012, cuando alcanzó los u\$s 650,74. Luego, éste fluctúa entre los u\$s 300 y u\$s 500, afectando fuertemente a la actividad de empresas del rubro agrícola, pero derrama también en el resto del entramado productivo.

La estadística descriptiva para las 1511 observaciones es la siguiente:

Tabla 2. Estadística descriptiva precios de la soja.

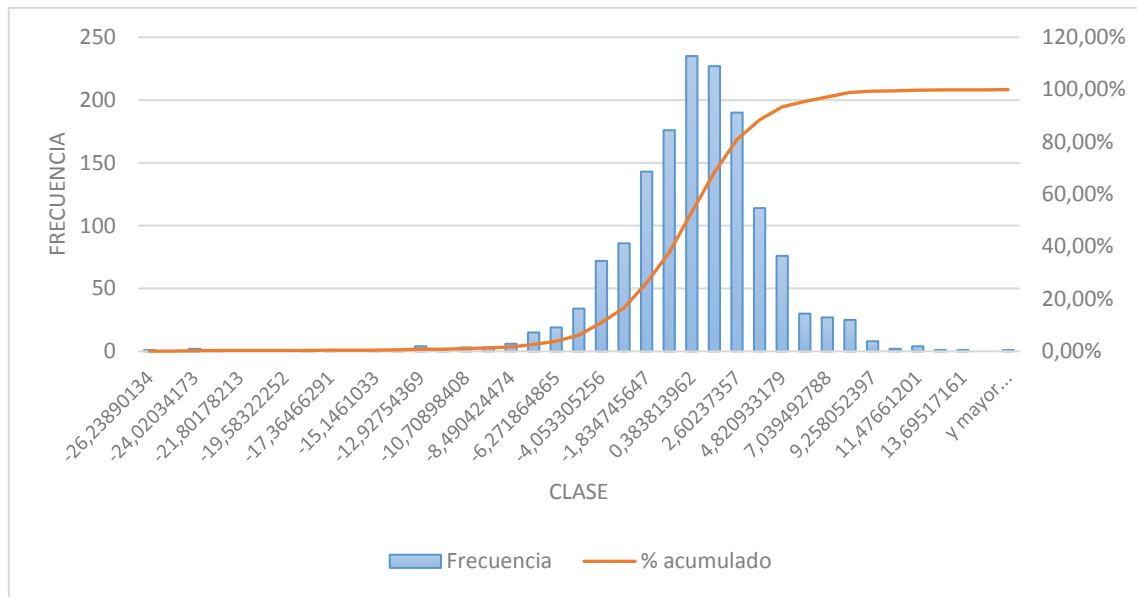
<i>Media</i>	-0,0308
<i>Desvío estándar</i>	3,7159
<i>N</i>	1.511
<i>Asimetría</i>	-1,0342
<i>Curtosis</i>	6,4577

Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero.

¹ En particular la información fue extraída de Ámbito.com (accedido en diciembre de 2016): <<http://www.ambito.com/economia/mercados/granos/info/?id=Soja>>

Presenta leptocurtosis -cercana a 9,46- y asimetría a izquierda. El histograma de frecuencias de los retornos logarítmicos anualizados es el siguiente:

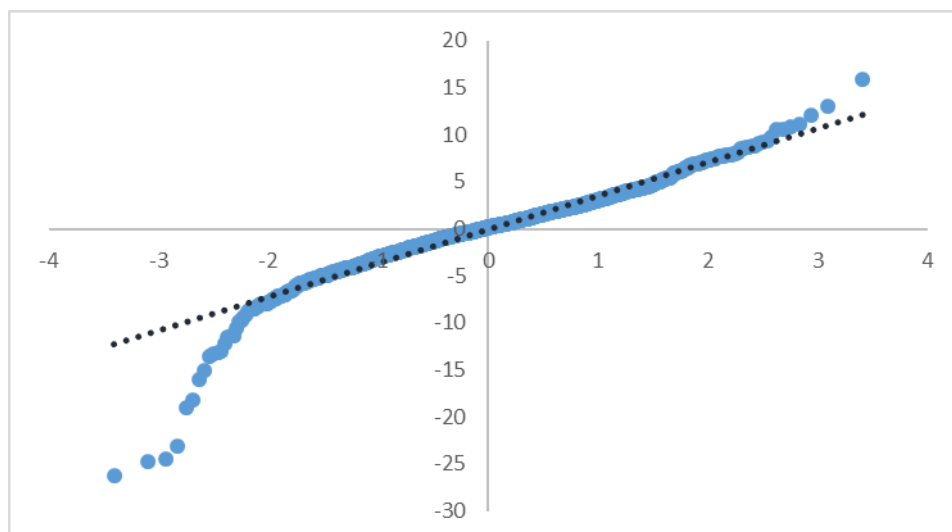
Gráfico 2. Histograma de retornos diarios anualizados: SOJA



Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero.

Al analizar el gráfico de cuantil-cuantil surge, mediante el testeo de normalidad, la hipótesis de cola pesada a izquierda. El gráfico es el siguiente:

Gráfico 3. QQ-Plot



Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero.

La forma de “S”, comenzado desde el tercer cuadrante, indica que la distribución empírica presenta colas pesadas (Embrechts, Bassi y Kafetzaki, 1995). En este caso, se observa esta forma, que indica la presencia de colas más pesadas -a izquierda- que una distribución normal.

3.2 TÉCNICAS MATEMÁTICAS PARA LA DEFINICIÓN DE EVENTOS EXTREMOS

Luego de analizar las series de datos mediante estadística descriptiva, es posible continuar con el proceso de determinación y estimación de la cola de la distribución empírica y teórica de pérdidas y ganancias, para cada caso.

Se realiza una estimación paramétrica utilizando Teoría de Valores Extremos (EVT) con la finalidad de comparar contra el VaR normal la exposición a riesgo. La hipótesis decanta del marco teórico. El VaR normal es una medida que carece de coherencia, especialmente por la propiedad de sub-aditividad, por lo que subestima sistemáticamente la exposición al riesgo de mercado. En la medida que la distribución de pérdidas y ganancias presenta mayor peso en su cola izquierda, esta brecha en nivel de exposición se acrecienta.

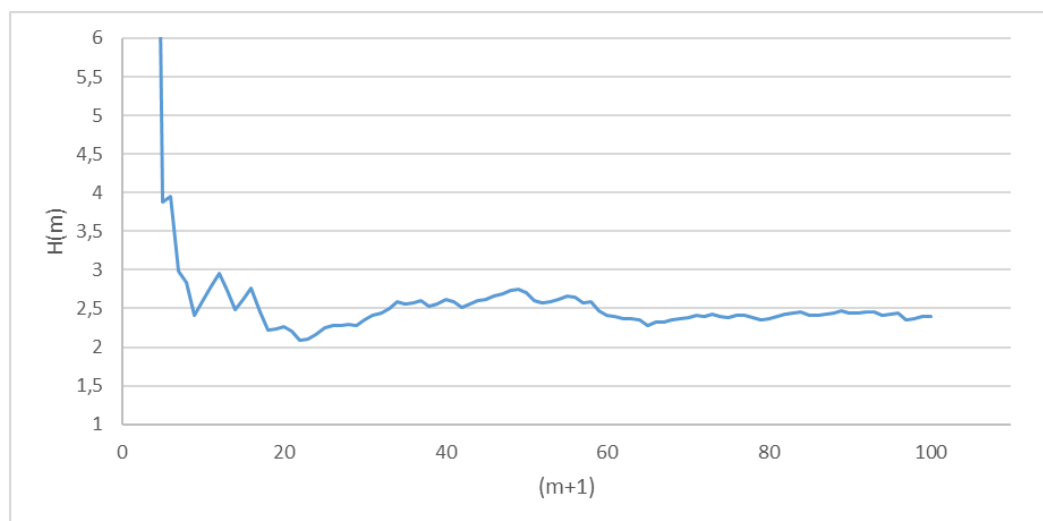
De acuerdo al algoritmo planteado, para los pasos siguientes, análisis de sub-muestras y determinación de la cola, son necesarias algunas estimaciones. En particular, resulta de especial interés el gráfico del estimador de Hill (Bensalah, 2000, p.6). Dadas n variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas, ordenadas $X_1 > \dots > X_n$, el estimador de Hill para la cola ξ está definido como:

$$H_{k,n} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \ln \left(\frac{H_i}{H_{k+1}} \right) = \xi \quad (20)$$

De esta manera, el gráfico es el conjunto de puntos que satisface lo siguiente: $\{(k, H_{k,n}^{-1}), 1 \leq k \leq n - 1\}$. Tal como puntualiza la literatura, la elección del umbral es aquella donde el gráfico se estabiliza. Desde luego, este hecho es subjetivo y depende del análisis y juicio del ojo experto.

Para el caso del precio internacional de la soja, el estimador de Hill presenta la siguiente dificultad:

Gráfico 4. Estimador de Hill como función de m



Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero.

Es posible apreciar que se estabiliza -si es que sucede-, en un tamaño muestral muy grande. Por este motivo, se realizaron calibraciones para $M = 70$ y $M = 100$. Dado los criterios de bondad del ajuste, es elegida la última cantidad. Las salidas relevantes son exhibidas a continuación. La distribución Pareto Generalizada (GPD) se estima con los siguientes valores de parámetros:

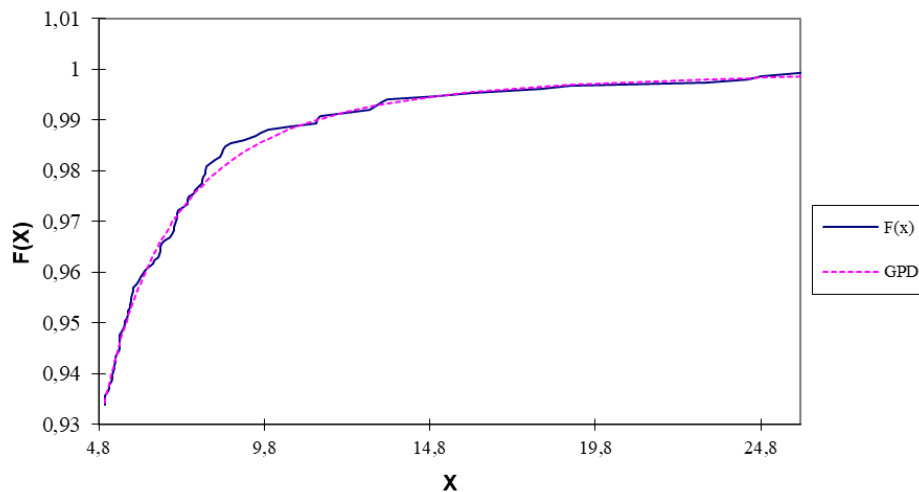
Tabla 3. Estimación de parámetros GPD

M=	100
Mu=	1,442033
Sig=	0,682295
Xi=	0,431095

Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero. Estimación mediante Solver.

A diferencia de los casos donde no existe evidencia de colas pesadas, la estimación anterior arroja un valor positivo en su parámetro de forma ($\xi \cong 0,43$). Esto indica alguna relación con la distribución de Fréchet y se puede afirmar la existencia de evidencia empírica acorde a colas más pesadas que la normal. Con los parámetros calibrados con 100 observaciones, es posible ver el ajuste de la cola respecto a la distribución empírica:

Gráfico 5. Ajuste de la GPD a la distribución empírica de la cola ($M=70$)



Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero. Estimación mediante Solver.

Con los cálculos anteriores es posible determinar el VaR como p-cuantil de la distribución mencionada (Bensalah, 2000). El VaR EVT a distintos niveles de p es calculado con los parámetros hallados:

Tabla 4. Estimación de VaR normal y EVT a distintos niveles de confianza

	X	$F(X)$
VaR_EVT =	11,3829491	0,99
	30,9538287	0,999
	83,7624686	0,9999
VaR_normal =	8,64435391	0,99
	11,482832	0,999
	13,8192981	0,9999

Fuente: Elaboración propia. Datos: *Ámbito Financiero*.

En este caso, el precio internacional de la soja, presenta colas pesadas. Es por este motivo que el VaR EVT al 99% pronostica la pérdida que el VaR delta-normal lo haría al 99,9%. Asimismo, el VaR EVT al 99,99% predice un valor superior a seis veces respecto a lo que espera el p-cuantil asumiendo delta-normalidad. De esta manera, se demuestra la importancia de la determinación del peso relativo de las colas.

3.3 Técnicas matemáticas para la definición del nivel de confianza

En este subapartado se presenta la medición alternativa del riesgo de mercado mediante el VaR condicional o *expected shortfall*. Dicha medición puede ser muy compleja de realizar, si se basa en métodos paramétricos o simulaciones.

A partir de los datos históricos públicos del precio internacional de la soja, el VaR se calcula como percentil de la distribución de retornos diarios anualizados. A continuación se exhiben los primeros datos utilizados:

Tabla 5. Datos públicos diarios del precio de la soja.

#	Día	Precio Cierre	Retorno (Log)	Retorno (Anual)
	04/01/2010	385,63		
1	05/01/2010	386,64	0,002615667	0,653916749
2	06/01/2010	386	-0,001656658	-0,414164518
3	07/01/2010	373,97	-0,031661789	-7,915447293
4	08/01/2010	372,22	-0,004690503	-1,172625744
5	11/01/2010	368,09	-0,011157604	-2,789400958
6	12/01/2010	356,24	-0,032722812	-8,180703118
7	13/01/2010	361,38	0,014325375	3,581343818
8	14/01/2010	355,87	-0,015364541	-3,841135165
9	15/01/2010	357,89	0,005660181	1,415045248
10	19/01/2010	354,03	-0,010844021	-2,711005328
...

Fuente: Elaboración propia. Datos: *Ámbito Financiero*.

Con esta información y basado en los retornos diarios anualizados -250 días trading- es posible realizar las interpolaciones lineales necesarias para hallar los retornos a distintos niveles de α o probabilidad acumulada.

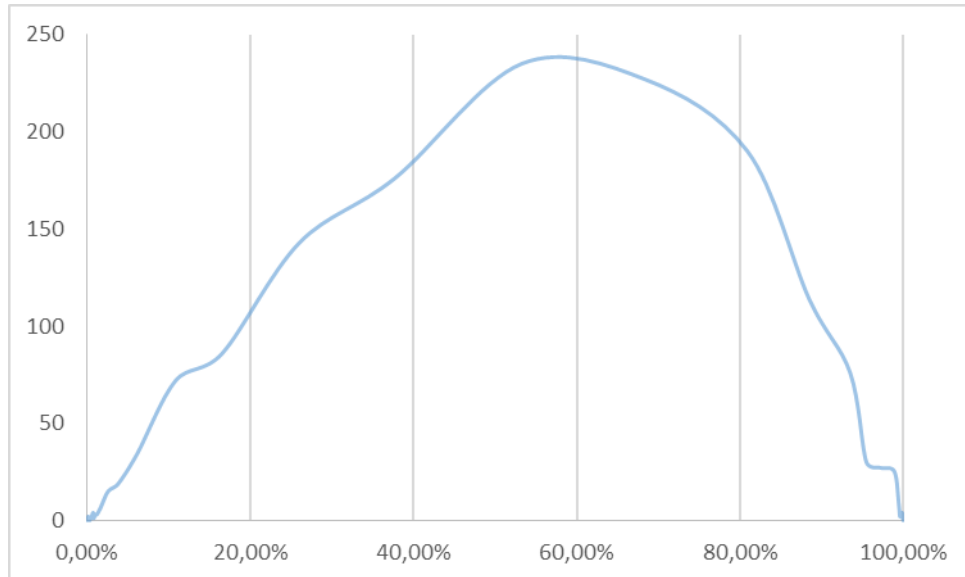
Tabla 6: Resultados de interpolaciones a distintos niveles de α

α	Observ. (α)	Retorno (Anual)
99,9%	1	-26,23890134
	1,51	-25,49313997
	2	-24,77948574
99,0%	15	-11,41338593
	15,11	-11,36747264
	16	-11,3529737
97,5%	37	-7,680688831
	37,78	-7,551087069
	38	-7,513460751
95,0%	75	-5,594069067
	75,55	-5,585838672
	76	-5,583781073

Fuente: Elaboración propia. Datos: *Ámbito Financiero*.

Resulta interesante analizar el gráfico de las frecuencias relativas simples - en porcentaje acumulado- de los retornos anualizados, para ver la similitud o diferencia con la distribución normal. Asimismo, es posible ver que en este caso la presencia de colas pesadas afecta al cálculo para percentiles muy pequeños de la distribución.

Gráfico 6. Frecuencia- Soja (% Acumulado)



Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero.

Finalmente, de acuerdo al algoritmo propuesto anteriormente, es posible calcular *Expected Shortfall* como promedio aritmético de las observaciones a cada nivel de significatividad. La siguiente tabla muestra los resultados:

Tabla 7. Estimación de ES y VaR histórico a distintos niveles de confianza

α	VaR	ES
95,0%	-5,58583867	-9,17848275
97,5%	-7,55108707	-11,92566481
99,0%	-11,36747264	-16,64186438
99,9%	-25,49313997	-26,23890134

Fuente: Elaboración propia. Datos: Ámbito Financiero.

Es notable que la exposición a riesgo que predice el VaR al 99% de confianza es muy similar a la obtenida por el CVaR, al 97,50%. Asimismo, son los dos valores que más se asemejan en toda la tabla, ya que ningún otro de una u otra medida es comparable para los niveles de confianza exhibidos.

Nuevamente, la importancia radica en encontrar un modelo afín a una gestión eficiente y responsable de este tipo de riesgos. La discrepancia numérica responde a las realizaciones de

distintos modelos, que en mayor o menor medida intentan captar la incertidumbre futura. Evidentemente el modelo por más sofisticado que sea, no predice perfectamente la pérdida máxima en un horizonte determinado. Por este motivo, juega un rol fundamental el uso de dichos modelos por parte de los expertos que toman decisiones de gestión en organizaciones bancarias.

4. CONCLUSIONES

El presente trabajo expuso el marco teórico referido a las distintas metodologías estocásticas para la evaluación del riesgo de mercado en organizaciones bancarias. Para entender los aspectos fundamentales de los modelos de medición de dicho riesgo, en la primera sección se ha mostrado la importancia de estudiar en detalle la incidencia de contextos inciertos y complejos en las organizaciones. Es por ello que resulta fundamental explorar los conceptos relacionados con la racionalidad y toma de decisiones de los agentes cognitivos.

Al examinar los aspectos inherentes a la implementación del Valor a Riesgo, se ha afirmado que el VaR delta normal carece de coherencia dado que no cumple con el axioma de sub-aditividad. La literatura ha mostrado que existen alternativas que hacen foco en la cola de la distribución, dando lugar de esta manera a la Teoría de Valores Extremos y CVaR (*expected shortfall*). La principal conclusión a la que se llega, es que el VaR tradicional puede subestimar sistemáticamente a la verdadera pérdida posible de alta intensidad y baja frecuencia. Por este motivo, medidas como CVaR captan mejor la exposición al riesgo de mercado y la necesidad de capital económico. La regulación evoluciona, en los últimos años con mayor fuerza, hacia la implementación de modelos de VaR Condicional. Al menos, en los lineamientos de Basilea.

En la segunda sección se han contrastado empíricamente dos hipótesis a la luz de datos públicos sobre el precio internacional de la soja. En primer lugar, la existencia de colas pesadas hace que la gestión utilizando VaR tradicional sea ineficiente ya que en activos muy expuestos a riesgo de mercado subestima la pérdida esperada. Mientras que por su parte, ES y EVT presentan coherencia como medidas de riesgo y son más eficientes que VaR en la predicción de riesgos extremos. Respecto de la primera, se ha demostrado que existe evidencia a favor de la hipótesis. Respecto de la segunda, se cumple parcialmente. Efectivamente, tanto ES como EVT solucionan el problema de la sub-aditividad de la medida de riesgo. Sin embargo, entre sí generan valores muy dispares y, por lo tanto, traen problemas para la gestión, control y mitigación de la exposición al riesgo de mercado.

En relación al alcance de la segunda hipótesis, la regulación actual, no da cuenta del alcance de los modelos de medición del riesgo de mercado. En particular, se ha mostrado que calcular el VaR histórico al 99% resulta ser el mismo nivel de pérdida estimada que el ES al 97,50%, para el mismo horizonte. La regulación que propone el Comité de Basilea no justifica la adecuación de capitales mínimos si el nivel de exposición es el mismo.

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acerbi, C. & Tasche, D. (2002). On the coherence of expected shortfall. *Journal of banking & finance*, vol. 26, no. 7, pp. 1487-503.
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J. M. & Heath, D. (1999). Coherent measures of risk. *Mathematical Finance*, vol. 9, no. 3, pp. 203-28.
- Baxter, M. & Rennie, A. (1996). *Financial Calculus An introduction to derivative pricing*. Cambridge: Cambridge University Press.

- Bensalah, Y. (2000). *Steps in applying extreme value theory to finance: A review*. Bank of Canada.
- Caruana, J. (2008). Regulación e innovación en la reciente crisis financiera. *Estabilidad Financiera*, vol. 14, pp. 11-21.
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2010). *Convergencia internacional de medidas y normas de capital. Marco revisado. Visión integral*. Suiza: Banco de Pagos Internacionales
- Copeland, T. E. & Weston, J. F. (1992). *Financial theory and corporate policy*. Estados Unidos: Addison-Weasley Publishing Company.
- Embrechts, P., Bassi, F. & Kafetzaki, M. (1995). *A survival kit to quantile estimation* en UBS Quant Workshop. Zurich, Suiza.
- Embrechts, P., Klüppelberg, C. & Mikosch, T. (2013). *Modelling extremal events: for insurance and finance*. Londres: Springer Science & Business Media.
- Embrechts, P., Resnick, S. I. & Samorodnitsky, G. (1999). Extreme value theory as a risk management tool. *North American Actuarial Journal*, vol. 3, no. 2, pp. 30-41.
- Etkin, J. (2011). *Gestión de la complejidad en las organizaciones: la estrategia frente a lo imprevisto y lo impensado*. Buenos Aires: Ediciones Granica SA.
- García, P. S. y Pérez, R. H. (2001). Doctrina de la borrosidad y programas de investigación científica. *Cuadernos del CIMBAGE*, no. 4, pp. 29-39.
- Grote, G. (2009). *Management of uncertainty: theory and application in the design of systems and organizations*. Londres: Springer Science & Business Media.
- Halpern, J. Y. (2003). *Reasoning about uncertainty*. Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- Hull, J. C. (2009). *Options, futures, and other derivatives*. Nueva Jersey: Prentice Hall.
- Ingersoll, J. E. (1987). *Theory of financial decision making*. Maryland: Rowman & Littlefield.
- Jorion, P. (2011). *Financial risk manager handbook plus test bank FRM part I / part II*. Nueva Jersey: John Wiley & Sons.
- Ledford, A. W. & Tawn, J. A. (1996). Statistics for near independence in multivariate extreme values. *Biometrika*, vol. 83, no. 1, pp. 169-87.
- Marzetti Dall'Aste Brandolini, S. & Scazzieri, R. (2011). Introduction: Fundamental uncertainty: rationality and plausible reasoning. En Palgrave MacMillan, *Fundamental uncertainty: rationality and plausible reasoning* (pp. 1-22). Londres.
- Matsuda Yamada, F. & García-Fronti, J. (2014). Impacto de Eventos Extremos en la Gestión de Portafolios. *Revista de investigación en Modelos Financieros*, vol. 1.
- Yamai, Y. & Yoshida, T. (2002a). Comparative analyses of expected shortfall and value-at-risk: their estimation error, decomposition, and optimization. *Monetary and economic studies*, vol. 20, no. 1, pp. 87-121.
- Yamai, Y. & Yoshida, T. (2002b). On the validity of value-at-risk: comparative analyses with expected shortfall. *Monetary and economic studies*, vol. 20, no. 1, pp. 57-85.
- Yamai, Y. & Yoshida, T. (2005). Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective. *Journal of banking & finance*, vol. 29, no. 4, pp. 997-1015.