



## Trabajo Fin de Grado

Value at Risk in global stock indices

Valor en Riesgo en índices bursátiles mundiales

Autor

Jorge García Alonso

Director

Arturo Ramos Gutiérrez

Facultad de Economía y Empresa de la Universidad de Zaragoza

Septiembre 2022





**Facultad de  
Economía y Empresa  
Universidad Zaragoza**

**FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA DE ZARAGOZA.  
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDAD Y FINANZAS. UNIVERSIDAD  
DE ZARAGOZA.**

**MEMORIA**

Value at Risk in global stock indices

Valor en Riesgo en índices bursátiles mundiales

Grado en Finanzas y Contabilidad

Autor: Jorge García Alonso

Director: Arturo Ramos Gutiérrez

Fecha: 09 2022



## INDICE DE CONTENIDO BREVE

<b>1. RESUMEN</b>	<b>3</b>
<b>2. ABSTRACT</b>	<b>4</b>
<b>3. INTRODUCCIÓN</b>	<b>5</b>
<b>4. DESARROLLO</b>	<b>10</b>
<b>5. RESULTADOS</b>	<b>30</b>
<b>6. CONCLUSIONES</b>	<b>34</b>
<b>7. BIBLIOGRAFÍA</b>	<b>36</b>
<b>8. ANEXOS</b>	<b>42</b>

## INDICE DE CONTENIDO

<b>1. RESUMEN</b>	<b>3</b>
1.1. PALABRAS CLAVE	3
<b>2. ABSTRACT</b>	<b>4</b>
2.1. KEY WORDS	4
<b>3. INTRODUCCIÓN</b>	<b>5</b>
3.1. OBJETIVO	7
<b>4. DESARROLLO</b>	<b>10</b>
4.1. MARCO TEÓRICO.	10
4.1.1. Historia, origen y definición del VaR.	10
4.1.1.1. Inconvenientes de uso del VaR.	13
4.1.1.2. Ventajas del uso del VaR.	14
4.1.2. El VaR en la regulación de Basilea.	15
4.1.3. Definiciones del VaR en la literatura	17
4.2. METODOLOGÍA	18



4.2.1. Metodologías de otros autores y alternativas.	18
4.2.1.1. Método Histórico o de Simulación Histórica.	19
4.2.1.2. Método Analítico o de Varianza-Covarianza.	20
4.2.1.3. Método de MonteCarlo o Simulación de MonteCarlo.	21
4.2.1.4. Métodos Estadísticos o Econométricos.	22
4.2.2. Otras Metodologías utilizadas en el sector financiero.	25
4.2.2.1. Test de Estrés.	25
4.2.2.2. Análisis Activo/Pasivo.	25
4.3. ESTADO DE LA CUESTIÓN	26
<b>5. RESULTADOS</b>	<b>30</b>
<b>6. CONCLUSIONES</b>	<b>34</b>
<b>7. BIBLIOGRAFÍA</b>	<b>36</b>
<b>8. ANEXOS</b>	<b>42</b>

## INDICE DE ILUSTRACIONES

ILUSTRACIÓN 1. Fórmula Sharpe modificado. Ferruz y Sarto 2004	5
ILUSTRACIÓN 2. Representación gráfica del var.	6
ILUSTRACIÓN 3. Colas de la distribución para los distintos niveles de alfa.	6
ILUSTRACIÓN 4. Valores críticos para una distribución normal.	6
ILUSTRACIÓN 5. Punto de coincidencia de distribuciones normal y 3st.	28

## INDICE DE TABLAS

<b>TABLA 1.</b>	<b>43</b>
<b>TABLA 2.</b>	<b>44</b>
<b>TABLA 3.</b>	<b>45</b>
<b>TABLA 4.</b>	<b>46</b>



## 1. RESUMEN

El VaR representa la máxima pérdida esperada en condiciones normales dentro de un determinado intervalo de confianza y para un determinado horizonte temporal. El TVaR es una modificación del VaR que ofrece una valoración del tamaño y gravedad en la zona de pérdidas, no sólo de su probabilidad de ocurrencia.

En el presente trabajo se aplican ambas medidas para calibrar el riesgo al que se exponen una selección de 78 índices bursátiles, en horizontes temporales diarios de alrededor de 20 años y horarios del último año de la muestra, bajo un nivel de confianza del 95% y del 99% y mediante la comparativa de una distribución Normal base y una distribución 3ST, que proporciona un alto poder predictivo para las colas siendo candidata ideal según los autores Massing y Ramos (2021) como medida de riesgo con metodologías VaR o TVaR.

### 1.1. PALABRAS CLAVE

Rendimientos de índices bursátiles; Valor en riesgo; Valor en riesgo de cola; Pérdida esperada; Medida de riesgo; Rendimientos; Distribución leptocúrtica; Colas gruesas; Colas pesadas; Modelo 3ST, índices bursátiles globales.



## 2. ABSTRACT

VaR represents the maximum expected loss, under normal conditions, within a given confidence interval and for a given time horizon. TVaR is a modification of VaR that offers an assessment of the size and severity, of the loss area, in addition to its probability of occurrence.

In the present paper, both measures are applied to calibrate the risk to which a selection of 78 stock indices are exposed, in daily time horizons of almost 20 years, and for hourly of the last year of the sample, under a confidence level of 95% and of 99% and through the comparison of a base Normal distribution and a 3ST distribution, which provides, according to the authors Massing and Ramos (2021), a high predictive power in the tails, being an ideal candidate as a risk measure with VaR or TVaR methodologies.

### 2.1. KEY WORDS

Stock index returns; Value at Risk; Tail Value at Risk; Expected Shortfall; Risk Measure; Returns; Wide Tails; Heavy Tails; 3ST Model; 3ST distributions, Global stock indices.



### 3. INTRODUCCIÓN

La gestión de riesgos en ambiente de incertidumbre tiene como finalidad minimizar las posibles pérdidas sin renunciar a maximizar los beneficios. Es esencial para la consecución de tal objetivo conocer el riesgo que se asume en la inversión, a través de la metodología adecuada que sea capaz de medir y predecir dicho riesgo en base a una distribución de probabilidades y mediante modelos econométricos, utilizando la volatilidad histórica como medida del riesgo con la que predecir eventos impredecibles.

Se denomina riesgo de mercado a la probabilidad de variaciones en el precio de un activo que derive en posibles pérdidas de valor de una inversión realizada en determinado instrumento financiero. Principalmente teniendo en cuenta la volatilidad en sentido negativo, puesto que no deberían tenerse en consideración las variaciones positivas, beneficiosas para el inversor. Estas no deberían suponer un riesgo como tal en tanto que el riesgo que se quiere gestionar se basa en las pérdidas esperadas.

Se entiende como riesgo la desviación del resultado esperado, tanto en sentido negativo como positivo, sin embargo, la parte de la volatilidad que es perjudicial para el rendimiento de la inversión, es la parte negativa de la distribución de probabilidades de los rendimientos, entendiendo el riesgo como un factor no deseable.

Indicadores clásicos de riesgo para medir la variabilidad de las rentabilidades son la varianza y la desviación típica o estándar. Sharpe (1964), relaciona la rentabilidad adicional obtenida sobre los activos libres de riesgo por unidad de riesgo total asumida mediante la desviación estándar de la rentabilidad. No obstante, cuando la rentabilidad es negativa, este ratio de Sharpe da lugar a incongruencias en la clasificación del riesgo. Para evitarlo Ferruz y Sarto (2004) proponen el uso del ratio de Sharpe Modificado facilitando la comparación de los distintos riesgos para todo tipo de rendimientos.

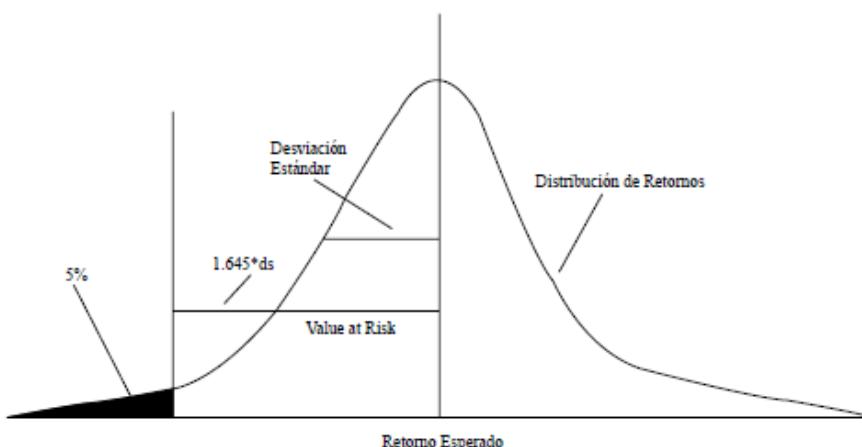
Ilustración 1. Fórmula Sharpe Modificado. Ferruz y Sarto 2004

$$S_p(*) = \frac{E_p/R_f}{\sigma_p}$$



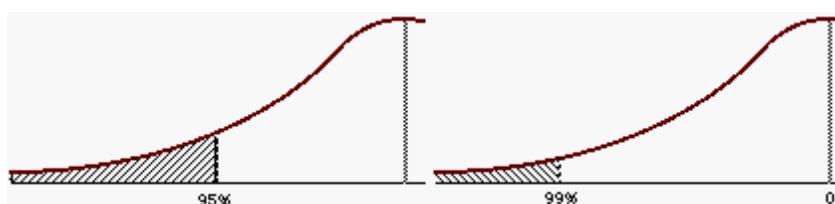
El Value at Risk o Valor en Riesgo, en lo sucesivo VaR, es una estimación estadística de control del riesgo de mercado muy utilizada en la actualidad para medir el riesgo financiero en términos porcentuales o en unidades monetarias, cuantificando la máxima pérdida que puede ofrecer una inversión, a partir de un nivel de confianza y de un horizonte temporal determinados.

Ilustración 2. Representación gráfica del VaR.



Fuente: "Value at Risk: Teoría y Aplicaciones" Christian A. Johnson (2001).

Ilustración 3. Colas de la distribución para los distintos niveles de alfa.



Fuente: "Introducción al VaR" J. Mascareñas (2008).

Ilustración 4. Valores críticos para una distribución Normal.

Significación	10%	5%	1%
Z	$1.282 \times \sigma$	$1.645 \times \sigma$	$2.325 \times \sigma$

Elaboración propia.



El VaR, generalmente aceptado en la medición de riesgos en el sistema financiero bancario y asegurador, (de utilidad para inversores e instituciones expuestos a riesgo), ofrece una cifra exacta de pérdida esperada. Sin embargo, no considera los escenarios extremos que suceden a partir de ese nivel, ignora el tamaño de la cola izquierda más perjudicial y no brinda información sobre su gravedad.

Por ello, Tail Value at Risk, Valor en riesgo de cola, en lo sucesivo TVaR, también llamado Expected Shortfall, déficit esperado, en lo sucesivo ES, (que es una modificación del VaR que se ve afectado por los valores extremos), ofrece una valoración de la zona de pérdidas, no sólo de su probabilidad de ocurrencia. El TVaR por contra sólo considera la media en dicha cola, no los momentos de caída máxima.

### 3.1. OBJETIVO

El objetivo de este trabajo es aplicar la metodología VaR y TVaR a una muestra amplia de índices bursátiles de la población de países del mundo que cuenta con índice de referencia, para valorar y analizar el riesgo que muestran según esta metodología de medición del mismo.

En cuanto a los riesgos de mercado, los índices bursátiles de los distintos países son utilizados como benchmark de referencia para otras inversiones, como carteras de valores o fondos de inversión, por lo que analizar el riesgo que soportan los propios indicadores que se utilizan como referencia por el mercado puede resultar de interés, así como también observar si se produce alguna diferencia significativa que pueda ser reseñable entre los distintos países.

Se aplicarán ambas medidas VaR y TVaR, que diferencian su resultado precisamente en la propia cola de la distribución sometida al riesgo, a una selección de 78 índices bursátiles de países, para horizontes temporales diarios de alrededor de 20 años y horarios del último año de la muestra, con un nivel de significatividad del 5% y del 1%.



Suponer que los rendimientos de los activos se distribuyen normalmente, no se ajusta a la realidad como ha venido siendo documentado por la literatura. Mandelbrot (1963) atestiguó el hecho de que la rentabilidad de los activos financieros muestra leptocurtosis, evidenciando que la distribución de las rentabilidades exhibe asimetría y exceso de curtosis, lo que provoca una subestimación o sobreestimación del verdadero VaR. Por este motivo, se incorpora a una distribución Normal base, (L. Bachelier (1900) propuso la distribución Normal para los logaritmos de las rentabilidades), una distribución t de Student, que ajusta especialmente ante circunstancias leptocúrticas y resulta más apropiada que el supuesto de distribución Normal al tratar de analizar unas series de retorno que tienen colas más anchas.

Es común, en el análisis de los mercados financieros, asumir que los retornos de los activos obedecen a una distribución simétrica y con un grado de dispersión que los hace asimilables a dicha distribución Normal. Sin embargo, la evidencia empírica hace desestimar tal supuesto, precisamente por la presencia de estos signos de leptocurtosis, heterocedasticidad y asimetría, que hacen muy probable el rechazo de la hipótesis de normalidad de los retornos.

VaR se construye basándose en el supuesto de normalidad, con volatilidades y correlaciones basadas en el comportamiento reciente del mercado, es decir, con carácter autoregresivo. La distribución t de Student aporta características más apropiadas cuando se tratan series financieras con frecuencia de observación alta, y con una leptocurtosis elevada. En el proceso de obtención de valores de riesgo por un método econométrico, un modelo infraparametrizado o sobreparametrizado repercutirá negativamente en las estimaciones del VaR.

En el caso de los índices bursátiles se cuenta con un gran número de observaciones con lo que aumenta la probabilidad de encontrarse con valores positivos y negativos extremos, y por tanto, con colas más gruesas.

Dado que los niveles de significatividad más habituales son del 1% y 5%, se medirá en el presente trabajo la máxima pérdida esperada bajo las metodologías VaR y TVaR, de una muestra de los índices mundiales de renta variable a partir de los



rendimientos históricos proporcionados por Thomson Reuters, dentro de unos determinados intervalos de confianza del 99% y 95%, y para dos determinados horizontes temporales, diarios de unos 20 años y horarios del último año.

Se elige la distribución 3ST expresada en el trabajo de Massing y Ramos (2021), como t de Student modificada, y una distribución Normal base. Este paper de Massing y Ramos ofrece una comparativa de modelos, para las rentabilidades de estos 78 índices bursátiles, tanto de mercados tradicionales como exóticos, cuyo resultado muestra que el comportamiento del modelo 3ST con una complejidad moderada de 8 parámetros proporciona un alto poder predictivo para las colas. El resultado del modelo es robusto para una amplia mayoría de los índices tanto en temporalidad horaria como diaria en rentabilidades tanto elevadas como moderadas o bajas, por lo que lo convierte en un candidato ideal según los autores para estudios de medida de riesgos relacionados con VaR o TVaR.

En la sección de Desarrollo se aborda la historia de estos indicadores del riesgo, desde sus orígenes, a como han ido ganando popularidad y relevancia. Se muestran sus pros y contras, y a continuación se profundiza en cómo el uso por parte de las autoridades reguladoras le dotan, si cabe, de mayor fama y reconocimiento por su importancia a la hora de ser considerados como medida de riesgo ideal.

Se continúa la sección exponiendo cómo se trata el Valor en Riesgo en la literatura, con qué finalidad se ha utilizado, sus distintas definiciones y su utilidad. Para finalizar, se presentan los distintos modelos mediante los que se implementa buscando ajustar la distribución de rentabilidades más apropiada.

En la sección Resultados se detalla el comportamiento de VaR y TVaR para la población de índices de referencia seleccionada, bajo distribución 3ST en comparación con distribución Normal con datos totalmente actuales. Analizamos los resultados y se resumen las conclusiones a las que se llega en la sección final.



## 4. DESARROLLO

### 4.1. MARCO TEÓRICO.

#### 4.1.1. Historia, origen y definición del VaR.

Los primeros intentos de medir el riesgo y así expresar las pérdidas potenciales en la inversión, datan de 1888 y se le atribuyen a Francis Edgeworth, quien introdujo el uso estadístico de datos de experiencias pasadas como base para estimar probabilidades futuras. Estos orígenes de la medición del Valor en Riesgo tan utilizada en la actualidad continuaron en 1945, cuando se considera que en el trabajo de Dickson H. Leavens se incluye la primera mención del concepto VaR, salvo por la denominación concreta del término, ya que en su lugar se utilizaron expresiones como, el margen entre la ganancia y la pérdida probables, y la desviación estándar media más probable utilizados para medir el riesgo, que son componentes relevantes en el cálculo del Value at Risk. En concreto, al centrarse en el riesgo de mercado y el efecto de las fluctuaciones para su estimación.

Los fundamentos para su cálculo, aunque con una finalidad distinta a una herramienta de gestión de riesgos, fueron desarrollados por Harry Markowitz (1952) en la teoría de selección de carteras a mediados del siglo pasado. De acuerdo con Markowitz, el riesgo y la rentabilidad son dos elementos fundamentales en la inversión. En las hipótesis del modelo de Valoración de Activos de Capital (CAPM) subyace que el inversor sigue un comportamiento racional, cuyo objetivo es conseguir la máxima rentabilidad asumiendo el mínimo nivel de riesgo en toda circunstancia. El análisis del riesgo en este modelo, meramente aborda el identificar cuáles son los factores que determinan la variabilidad de los rendimientos y medir cuán volátiles son.

Una de las medidas más empleadas para medir el riesgo viene siendo la desviación estándar de la distribución de los rendimientos históricos, denominada volatilidad, que es la medida estadística que permite reflejar la dispersión de las observaciones sobre su media



y es una buena aproximación para cuantificar el riesgo asociado a una inversión, salvo por el problema de que se tienen en cuenta al medir esa variabilidad tanto las pérdidas como las ganancias, y las ganancias quedan alejadas de poder ser consideradas como riesgo. Otra medida de riesgo utilizada confrontándose a un índice de referencia es la Beta de una cartera, que a diferencia de la desviación estándar, muestra su sensibilidad a los movimientos del mercado respecto a determinados activos. Esta medida Beta es la que se presenta en el modelo propuesto por Sharpe (1963) y representa el riesgo sistemático, es decir, no diversificable, de una cartera.

El concepto de Valor en Riesgo VaR es una métrica reciente que comenzó a utilizarse ampliamente a mediados de los años 90 como alternativa para la medición del riesgo. Markowitz, quien recibiera el Premio Nobel en 1990, y Arthur D. Roy, propusieron aquel año unos indicadores de VaR sorprendentemente similares. Ambos estaban tratando de encontrar un método que pudiera optimizar ganancias ante un nivel dado de riesgo, y en sus propuestas la covarianza jugaba un papel importante. Roy y Markowitz expresaron conjeturas sobre cómo se debería especificar la distribución de probabilidad que les condujo a obtener unos indicadores VaR diferentes. Según Markowitz, las decisiones basadas en actuaciones pasadas comportan la asunción de que los rendimientos promedios del pasado, son una buena estimación de la posible rentabilidad en el futuro, y la variabilidad de la rentabilidad pasada es una buena medida de la incertidumbre de los futuros retornos.

Durante los años 70 a 80 se crearon muchos productos financieros que representaban un nuevo desafío para la modelización del riesgo, a raíz de lo cual, la SEC, la institución reguladora financiera norteamericana, pidió una estimación mensual de las necesidades de capital ante posibles pérdidas con una confianza del 95%. Con estos requerimientos de información tan concretos, se indujo a las firmas financieras más importantes a que comenzaran el desarrollo de técnicas específicas para el cálculo de sus reservas.

El banco de inversión estadounidense JP Morgan presentó en 1994 un documento que desarrollaba una metodología que lo convirtió en el primero en utilizar VaR para medir el riesgo de sus carteras o portfolios.



Aunque las primeras publicaciones sobre los antecesores del VaR se remontan como hemos visto a mediados del siglo XX, el uso actual del VaR se le atribuye principalmente a JP Morgan. Su presidente, Dennis Weatherstone, pidió algo simple, pero que cubriera todo el espectro de riesgos a los que se enfrentara el banco durante las próximas 24 horas. Y fue JP Morgan la compañía que introdujo en el método, que denominó RiskMetrics, una descripción de la medida del riesgo que surgiera de los datos financieros. Desde entonces, el uso del VaR se ha generalizado.

En esta época se produjo la significativa quiebra, asociada a unos retornos anormalmente negativos para varios bancos estadounidenses, del Long Term Capital Management fund del que formaban parte decisiva quienes formularon el método de valoración de opciones Black-Scholes.

Artzner (1999) al definir cómo de coherentes y consistentes son las medidas de riesgo respecto al riesgo en la cola introduce la terminología adicional Tail Value at Risk TVaR también denominada Expected Shortfall ES que se deriva del propio Valor en Riesgo.

El valor de cola en riesgo TVaR, se ha convertido en la principal propuesta para solventar las deficiencias del VaR, que en general, no es una medida de riesgo coherente en el sentido de Artzner, por su problema para valorar el riesgo en distribuciones de colas gruesas. El TVaR es pues una medida evolucionada que surge como alternativa de riesgo superior al VaR.

Para abordar las desventajas del VaR se han estudiado otro tipo de medidas de riesgo, que tratan de obtener metodologías de medida coherentes como un elemento relevante a la hora de controlar el riesgo, bajo el criterio de determinar las posibles pérdidas como herramienta para la toma de decisiones de inversión. Así, crece la necesidad de disponer de mecanismos que permitan estipular de forma cuantitativa el riesgo asumido. El VaR continua siendo a pesar de todo la metodología más utilizada en cuanto a la definición de riesgo, y la desviación típica cuando se trata de medir la definición de volatilidad.



El Value at Risk cuantifica la máxima pérdida que puede obtener una cartera para condiciones normales de mercado calculándose a partir de un nivel de confianza y de un horizonte temporal determinados. El VaR que se expresa tanto en unidades monetarias como en porcentaje, es una herramienta utilizada principalmente por las entidades financieras a propuesta del regulador, aunque también como en el trabajo de Johnson (2001), se aplica sobre activos individuales generales, como acciones, bonos, forwards y swaps, o específicos, como en Vlaar (2000), que realiza un estudio empírico con datos de carteras de bonos de Holanda de frecuencia cada 10 días. En dicho trabajo, se asume el uso de la distribución Normal, sobre todo por las ventajas que tienen los cálculos del VaR siguiendo esta distribución, y por otro lado, asume una distribución alternativa t-student con 5 grados de libertad.

#### 4.1.1.1. Inconvenientes de uso del VaR.

Damodaran (2005) describe que la hipótesis de normalidad en la distribución de rentabilidades no es la adecuada, dando lugar a que la estimación del riesgo resultante del VaR sea incorrecta.

El histórico de la serie de rentabilidades de un activo puede no ser útil para la predicción en algunos modelos de estimación del VaR que utilicen datos históricos, y dependiendo del horizonte temporal muestral y las características del mismo, se pueden subestimar determinados aspectos como la volatilidad.

VaR se centra en medir el riesgo de mercado, entendiendo como tal, la probabilidad de incurrir en pérdidas como consecuencia de las variaciones de los precios de los activos, dejando sin tratar otros tipos de riesgos como son los riesgos de crédito, de liquidez u operacional por citar algunos.

Basak y Shapiro (2001) apuntan que aquellos gestores que miden su grado de aversión al riesgo exclusivamente con el VaR, a menudo invierten en activos más arriesgados que aquellos que no lo usan y que aunque proporciona resultados precisos para un horizonte de pronóstico corto, ignora por completo la presencia de colas gruesas, puede exponerles a asumir un riesgo incontrolable alto.



La mayor dificultad se encuentra en delimitar la distribución apropiada, puesto que, una vez esta se determina, realizar el cálculo carece de complejidad, depende en gran medida de la elección del nivel de significancia o grado de confianza particular elegido en función del procedimiento que se esté aplicando, pero el mero cálculo es simple.

Las estimaciones de VaR son estadísticamente más estables que las estimaciones de Tail VaR que pueden verse afectadas por la precisión en cuanto al modelado de la cola, resultando el TVaR más sensible que el VaR a los errores de estimación.

Como argumentan Kollar y Bartosova (2014) el VaR sigue siendo una mera estimación y no un valor definido con precisión.

#### 4.1.1.2. Ventajas del uso del VaR.

Una ventaja de esta herramienta de medición de riesgos es que se trata de un indicador fácil de interpretar, ya que se obtiene una valoración de riesgo concreta para cualquier instrumento financiero y puede utilizarse para fijar qué límites se está dispuesto a soportar. Ofrece como resultado la estimación del riesgo potencial de pérdida, con un nivel de confianza determinado, para un número de días, semanas o meses por ejemplo, en que se incurrirá en unas pérdidas al menos tan grandes como el valor estimado por el VaR

Los reguladores la consideran idónea como medida más utilizada para cumplir con los acuerdos del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS), para determinar la solvencia exigida a las entidades financieras bajo su supervisión y controlar el nivel de incertidumbre que acarrean los activos financieros presentes en sus carteras de negociación.

Soley (2006) afirma que el VaR ayuda a tener marcados y controlados los extremos de mayor riesgo de las posiciones mantenidas por los operadores y la decisión sobre la asignación de los recursos de capital de la entidad.

En la actualidad continúa siendo el Valor en Riesgo la medida requerida a toda organización financiera para medir el nivel de aprovisionamiento necesario para hacer frente a sus posibles pérdidas esperadas.



#### 4.1.2. *El VaR en la regulación de Basilea.*

Basilea III, mediante la introducción del conjunto de mejoras recogidas en sus distintos acuerdos pretende alcanzar un objetivo prioritario de reducción de las probabilidades de la llegada de nuevas crisis asociadas al sistema financiero. Se exige reforzar la solvencia del sector bancario mediante la implementación de determinados requerimientos de capital y dotación de ciertos niveles de colchón regulatorio establecidos en función del tipo de riesgo, facilidad de liquidez o la reducción del apalancamiento de los bancos, entre otras, en busca de una significativa mejora de la robustez bancaria en su conjunto.

En 1974, se tomó la iniciativa de fundar el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS) por parte de los miembros del G10 más Luxemburgo. El comité compuesto por los representantes de los bancos centrales de los diez países más industrializados del mundo, en la actualidad, cuenta con una representación de 13 países, incluida España con pleno derecho desde 2001.

Tanto la SEC como el BCBS comprobaron que el VaR no tenía como única utilidad el cálculo de las provisiones a requerir, sino que podía ser una herramienta eficaz en la estimación del riesgo para cualquier otro tipo de activo financiero.

En 1994, fue cuando J.P. Morgan publicó su documento técnico, dando respuesta a la pérdida máxima a la que se está expuesto en términos absolutos o porcentuales al invertir en un activo financiero o una cartera formada por varios activos.

En 2004 se inicia la segunda fase de dicho acuerdo, Basilea II, donde se incorporaron algunos métodos de medición y seguimiento de las distintas clases de riesgo mediante cuantiles para la pérdida esperada, con la finalidad de calcular las reservas necesarias para cubrir los riesgos que se describían en el primer acuerdo, El comité de Basilea ha establecido desde entonces los estándares globales del sector con el objetivo de salvaguardar la estabilidad financiera.

En la actualidad, Basilea III resulta la regulación financiera de mayor calado para los mercados financieros. Supone un avance regulatorio que propone la sustitución del actual



método de valoración de las posibles pérdidas incurridas, para determinar los requerimientos mínimos de capital y los niveles necesarios a provisionar como reforzamiento de la solvencia y la disminución del apalancamiento, el VaR, por otro más exhaustivo, basado en la estimación de pérdidas futuras, el Expected Shortfall ES.

“Dejan a discreción de los bancos la metodología interna a emplear, y reservan para la supervisión el papel de validar si dichos procesos se han llevado a cabo en conformidad con las normas vigentes”

Los sistemas VaR, implantados desde 1996 y establecidos como modelo clave en Basilea II, contribuyen a uniformizar el cálculo del riesgo de mercado, pero en determinados casos en lugar de reducir la inestabilidad pueden resultar un amplificador de la misma, por ello la idoneidad de los modelos VaR ha sido cuestionada en Basilea III.

Aun así, continúa siendo el método de valoración empleado por banca de inversión y comercial, aseguradoras, gestores de tesorería de las grandes corporaciones y otros intermediarios financieros relacionados con el sector económico.

La mayoría de las carteras de negociación de los bancos está compuesta por instrumentos mayoritariamente ilíquidos y que generan exposición al riesgo de contraparte para el que el Value At Risk no resulta igual de apropiado, especialmente si se afronta un escenario de crisis sistémica, por tratarse de instrumentos para los que no existe un mercado de precios. La materialización de estos riesgos de crédito puede inducir a pérdidas no estimadas por el modelo, como sí lo hace para activos que disponen de variación diaria de los precios.

Por otro lado, el modelo Expected Shortfall, el TVaR, no está siendo utilizado en la metodología interna del sector bancario, por los desafíos operativos que suponen unos requerimientos de cálculo complejos y que precisan de mayores recursos para el cómputo del capital requerido. VAR permanece en uso, aun con su incapacidad para recoger el riesgo de cola, siendo el sector asegurador el que más adopción de TVaR ha implementado hasta el momento, a pesar de las recomendaciones regulatorias.

Para la medición, las primas de riesgo no han funcionado como anticipador preciso del riesgo de incumplimiento por parte de las agencias de calificación, que han actuado de



manera procíclica a la hora de otorgar sus ratings, pero a pesar de ello sí que proporcionan señales de riesgo de mercado en base a criterios de calidad crediticia que sí recoge la metodología VAR.

VAR proporciona un nivel adecuado de prudencia para las provisiones diarias, con el inconveniente de no suministrar información sobre cuánta puede ser la magnitud de las pérdidas que se sitúan en las colas. Las carteras de negociación incorporan derivados, forwards o swaps que soportan un riesgo de contraparte destacado que quedará fuera de la esperanza de la distribución e interactúa con los restantes riesgos, de mercado, operativo o de liquidez. Esto aumenta la complejidad de la valoración de los colaterales en equivalente de crédito, y Basilea III recomienda el uso de métodos avanzados que no se están implementando por los motivos expuestos de necesidad de recursos y dificultad operativa.

La recomendación de la Comisión Europea y el Banco de Pagos Internacionales es que el capital de los bancos sea 3 veces su VaR al 95% considerando un periodo de 10 días, mientras que en la industria de seguros se utiliza un nivel de confianza del 99,5% a un año. Muchas empresas utilizan el VaR a un día para su gestión interna del riesgo.

#### *4.1.3. Definiciones del VaR en la literatura*

Para Zalbidegoitia y Abasolo (2011), El VaR es "una medida que representa un dato de pérdidas potenciales en circunstancias normales. Es el límite de pérdidas potenciales de un periodo temporal determinado, por ejemplo en un día, que está incluido en un porcentaje determinado de las ocasiones, habitualmente el 95%. Este porcentaje se corresponde estadísticamente con el intervalo de confianza".

Duffie y Pan (1997) determinan que para una cartera dada, el VaR con un nivel de probabilidad  $p$  y un horizonte temporal  $t$  se define como un valor umbral tal que la pérdida en la cartera durante el horizonte de tiempo dado exceda este valor, suponiendo mercados normales y sin negociación en la cartera, con probabilidad  $(1-p)$ , pero advierten que aun tratándose de una cifra precisa el valor en riesgo es simplemente un punto de referencia para juicios relativos.



Según Nadiezhda (2010), si el VaR a un día de una cartera es de 100.000 euros, con un nivel de confianza del 95%, significa que en el 95% de los casos, no existirá una pérdida superior a 100.000 euros en un día, o dicho de otro modo, la pérdida de la cartera sería superior a 100.000 euros en un 5% de las ocasiones, o también que, con un nivel de confianza del 95% no se perderán más de 100.000 euros en un solo día.

Para Jorion (2007) el VaR “resume la peor pérdida, para un determinado horizonte temporal, la cual no se sobrepasará para un determinado nivel de confianza.”

Por su parte, Linsmeier y Pearson (2000) lo definen como “con una probabilidad de x por ciento y un período de tenencia de t días, el VAR de una entidad es la pérdida que se espera que se supere con una probabilidad de sólo el x por ciento durante el próximo período t-días.”

En síntesis el VaR recoge el peor escenario posible de pérdidas en un horizonte de tiempo, bajo condiciones normales del mercado y para un nivel de confianza determinado.

## 4.2. METODOLOGÍA

### 4.2.1. *Metodologías de otros autores y alternativas.*

Los métodos VaR no sólo se adoptan por ser la propuesta promulgada por los reguladores sino también, por su estabilidad en cuanto a estimación estadística, su simplicidad en cuanto a procesos de optimización y las diferencias en las propiedades matemáticas del modelo.

La desviación típica o estándar de los rendimientos como medida de la variabilidad de éstos ha permitido evaluar lo que se conoce como volatilidad o riesgo vinculado de un activo. Pero el rendimiento fuera de la muestra, basado en diferentes medidas de desviación depende de la asimetría de la distribución por lo que la desviación estándar ofrece un peor resultado.



Entre los diferentes métodos para calcular el Value at Risk, se encuentran el Método Varianza-Covarianza (Delta-Normal), el Método de simulación histórica y el Método de simulación de MonteCarlo, a los que nos referiremos a continuación.

#### 4.2.1.1. Método Histórico o de Simulación Histórica.

Parte de la creencia de que el futuro de la serie financiera se repetirá desde una perspectiva de riesgo comportándose como lo ha hecho en el pasado. El VaR se obtiene en función de los rendimientos históricos de los precios aplicando ponderaciones actuales a una serie temporal de rendimientos históricos de los activos. Se calculan los cambios diarios de los precios para aplicar cada cambio al precio real y se clasifica la serie resultante por tamaño desde la mayor pérdida en un extremo hasta la mayor ganancia en el otro extremo de la distribución. Finalmente se ordenan los resultados de menor a mayor eligiendo un porcentaje establecido ascendente desde la zona inferior de pérdidas seleccionando el n-ésimo peor percentil.

Es necesario disponer de una muestra apropiada de datos históricos de las rentabilidades de los precios del activo financiero del cual queremos calcular el VaR sin asumir que los datos sigan una determinada distribución de probabilidades, sino que se utilizan datos históricos para predecir las rentabilidades mediante una cartera hipotética.

Todo el peso de las predicciones recae en la información disponible hasta la fecha, y calcula el VaR como el cuantil correspondiente en función del nivel de confianza requerido.

Este método no se basa en ninguna hipótesis estadística de partida y aunque la distribución puede asemejarse a una Normal las colas son gruesas dada la probabilidad de valores extremos positivos y negativos.

Se debe elegir adecuadamente la ventana temporal de información histórica utilizada en la estimación, ya que demasiada información puede condicionar el resultado a sucesos pasados con mucha anterioridad, mientras que una franja demasiado pequeña puede desvirtuar los resultados por sucesos puntuales extremos debido al escaso tamaño muestral.



Resulta fácil de implementar ya que los escenarios de estrés pueden incorporarse de modo sencillo al no necesitar calcular correlaciones o desviación estándar, pero para ello precisa de una alta demanda de datos históricos.

Los reguladores generalmente imponen 1 año de datos, ya que las series de datos demasiado largas, pueden contener eventos que no son relevantes para las condiciones actuales del mercado. Por el contrario, si un evento no ocurrió en el período de la muestra, no es posible predecirlo. Además, las observaciones recientes tienen el mismo peso que las observaciones del pasado distante, otorgando la misma importancia a todas las observaciones dentro de la ventana temporal, lo cual es poco realista debido al dinamismo existente en los mercados financieros.

Otra desventaja es que los cambios producidos en las volatilidades de los subyacentes, pueden tardar mucho tiempo antes de que surtan efecto, y resulta bastante impreciso en activos que llevan poco tiempo en los mercados.

#### 4.2.1.2. Método Analítico o de Varianza-Covarianza.

A diferencia del método anterior, por el que se asume que el futuro va a depender enteramente de los datos pasados de la muestra, y por tanto no presupone ninguna distribución estocástica en la serie de rentabilidades del activo financiero, en el método analítico de varianza-covarianza, o también llamado delta-normal, se supone que los rendimientos del activo se distribuyen de acuerdo a la distribución Normal, muy útil, en tanto que simplemente es necesario conocer el rendimiento esperado y la desviación típica de la serie para representar su distribución de frecuencias y, por tanto, obtener el valor del VaR requerido. Sin embargo, cuanto más alta es la frecuencia de observación de la serie, más leptocúrtica es, rechazándose la hipótesis de normalidad. No ocurre lo mismo si la frecuencia de observación es más baja, quincenal o mensual, ya que una disminución de la frecuencia de observación aumenta el grado de normalidad de la serie.



Kolmogorov-Smirnov, el estadístico descriptivo para la prueba de normalidad, contrasta si los datos provienen de una distribución Normal para un nivel de significación del 5 por ciento.

Cuando el p-valor sea menor que 0,05 se rechazará la hipótesis nula, es decir, para un nivel de significación del 5%, no se puede aceptar que los datos sigan una distribución Normal por efecto de la curtosis y la asimetría.

Que se asuma que se distribuyen normalmente, es una ventaja, ya que con saber el rendimiento medio esperado y la desviación típica ya es posible representar la distribución, lo que para Jorion (2000), “la medición del VaR se simplifica considerablemente”. Fue la metodología utilizada por JP Morgan en su RiskMetrics asumiendo los datos como independientes e idénticamente distribuidos. Por tanto, para utilizar este método no es necesario tener una muestra de datos, ya que teniendo los parámetros necesarios para el cálculo, al obtener la varianza, es suficiente, y únicamente con un nivel de confianza y un horizonte temporal, es posible determinar el VaR.

#### 4.2.1.3. Método de MonteCarlo o Simulación de MonteCarlo.

Consiste en la simulación mediante números aleatorios basándose en el comportamiento de los rendimientos históricos, de las rentabilidades de los precios de los activos que forman parte de una cartera, sin necesitar cumplir con la hipótesis de normalidad ni contar con una muestra de datos, ya que se consiguen a partir de la propia simulación. El modelo permite proyectar el comportamiento de los rendimientos futuros mediante el valor medio y la desviación típica obtenida.

Kollar y Kliestik (2014) especifican el procedimiento del modo siguiente: Con las variaciones pasadas de los rendimientos se construye una ecuación que los modele, la cual se suele generar a través de un análisis de regresiones. Gracias a ello, se construye un rango de futuros rendimientos a través de la generación de números aleatorios. Posteriormente, se simula el comportamiento de los rendimientos para un periodo posterior. Como señala Mascareñas (2008), conocidos los valores actuales y una



distribución de números aleatorios que estime los valores futuros, el modelo debería ser capaz de calcular un posible valor futuro para los rendimientos. Al repetir esta operación un número elevado de veces se puede elaborar una distribución de probabilidades de los rendimientos futuros. En cada ocasión, el proceso daría un resultado del que se elige al azar una de esas posibilidades calculando el valor de la cartera resultante y el consiguiente VAR.

La medida VaR, a través del método de Simulación de MonteCarlo, es muy utilizada para estimar el riesgo de índices de referencia o benchmarks dada su capacidad de proporcionar la probabilidad y magnitud de las pérdidas. Sin embargo, para Bachiller (2001), puesto que no se utilizan precios históricos reales, es preciso plantear un supuesto sobre la dirección que tomaran los precios en el futuro y es necesario hacer una hipótesis acerca de que los precios aumenten diariamente con una cierta probabilidad, o disminuyan diariamente, de una forma predecible.

A pesar de todo el método MonteCarlo es uno de los más utilizados en la actualidad gracias al avance de la capacidad computacional y de software que facilita las simulaciones, y como señalan Lamothe y Pérez (2003) “este método es el único aplicable a mercados inestables con distribuciones de las tasas de variación de sus variables características muy lejanas de las distribuciones conocidas.” “Los riesgos de los mercados emergentes, los riesgos de los mercados en transición y los riesgos de los mercados en crisis pueden tratarse única y exclusivamente con este método.”

#### 4.2.1.4. Métodos Estadísticos o Econométricos.

Los modelos GARCH suponen un incremento de la complejidad, para el cálculo del VaR al precisar de cálculos econométricos, y por tanto, depender de la modelización previa de la serie financiera estudiada. Como en el caso del método anterior, no se fija a priori ninguna distribución ni se centra en los datos del pasado, sino que a partir de un estudio de los factores de riesgo que pueden afectar al mercado se genera un modelo, en el que se ajustan las rentabilidades futuras para obtener el resultado de VaR o TVaR exacto, cuando



el problema es analíticamente manejable, o de forma aproximada, mediante simulación estocástica del comportamiento futuro de la serie.

Las series financieras presentan ciertas características que deben quedar recogidas por el modelo que ajustemos, como la volatilidad y su asimetría, la reversión a la media, la distribución de probabilidad de las rentabilidades y la influencia de las variables exógenas.

La volatilidad tiene un comportamiento asimétrico ante subidas y bajadas de precios presentando correlación histórica en momentos de volatilidad de mercado elevada, aunque existan algunos modelos que se basan en la varianza condicional en los que la volatilidad actúa simétricamente ante los eventos positivos y negativos. El problema es que la varianza no es constante en el tiempo. Es habitual que la distribución de probabilidades de los rendimientos presente asimetría por la izquierda, y en cuanto a la influencia de variables exógenas, los activos financieros no suelen evolucionar de forma independiente al entorno financiero en el que se ubican, por lo que cabría esperar que existan otras variables que contengan información relevante para la volatilidad de la serie, o que eventos determinísticos repercutan en el modelo.

Al trabajar con series de rentabilidades diarias una familia muy utilizada para describirla es la ARMA-GARCH (Bollerslev et al. 1992) que permite representar rendimiento medio y volatilidad, de forma parsimoniosa, mediante la media, la varianza condicional y la distribución del término de error de la serie, que no es más que una secuencia de n observaciones ordenadas y equidistantes en el tiempo sobre una o varias características. El proceso conjunto llevado a cabo por los modelos ARMA-GARCH permite obtener un VaR, de forma sencilla, toda vez se haya determinado la distribución de rentabilidades del activo dentro de su cuantil, sin obviar el inconveniente de que con series financieras habitualmente leptocúrticas y asimétricas se rechazaría la hipótesis de normalidad.

La identificación de los posibles modelos ARMA se basa en la construcción de las funciones de autocorrelación y de autocorrelación parcial de los datos observados, es decir, de las rentabilidades diarias. A continuación, se estiman dichos modelos analizando la significatividad de los coeficientes o parámetros del modelo, validando los residuos, con el



objetivo de comprobar que han desaparecido las relaciones lineales, y finalmente, se utilizan criterios de optimización como el criterio de información de Akaike (AIC) y Bayesiano (BIC) para seleccionar el modelo óptimo.

Se tratará de identificar econometricamente los órdenes ARMA y GARCH más recomendables para cada una de las partes, con el fin de recoger las dependencias lineales que existan, tanto en media como en varianza, estimando por máxima verosimilitud todos los parámetros puntualmente necesarios con sus correspondientes errores, para contrastar su significatividad, realizando un análisis residual.

En el análisis de este tipo de series temporales el objetivo es caracterizar su comportamiento para predecir el futuro de las mismas, con estimaciones lo más consistentes posibles, ya que se trata en último término de poder permitir con ello la gestión de riesgos.

El estadístico t de Student, que fue introducido por primera vez por W. Gosset en 1908, ajusta mejor cuando existe leptocurtosis y las series de retorno muestran colas más gruesas siendo preferible en el modelo GARCH al supuesto de distribución Normal, aunque si el número de grados de libertad del estadístico tiende a infinito la distribución t de Student tendrá la forma de una Normal.

Se ha de poner a prueba el ajuste de las distribuciones del error observando los gráficos QQ, y contrastar con el test de Kolmogorov-Smirnov de forma similar pero de manera más cuantitativa, donde como resultado generalmente se rechazará la hipótesis de normalidad con predominio de distribuciones leptocúrticas y asimetrías por la izquierda.

La metodología RiskMetrics de JP Morgan se puede considerar un modelo IGARCH (1,1) asumiendo la normalidad de la distribución, que no casa bien con la distribución mostrada por los rendimientos. Pafka y Kondor (2001) observaron que "el éxito de RiskMetrics depende de la elección de la medida de riesgo, ya que su propiedad de cola gruesa no es significativa en niveles de confianza inferiores al 90%, y para niveles de significación más altos, el resultado del método puede resultar engañoso como consecuencia de la subestimación del riesgo proporcionando resultados precisos solo para un horizonte de pronóstico corto."



#### *4.2.2. Otras Metodologías utilizadas en el sector financiero.*

##### **4.2.2.1. Test de Estrés.**

La técnica Stress Testing utiliza VaR para las medidas de riesgo en el sector bancario y financiero asumiendo, que el comportamiento que el mercado estadísticamente ha mostrado en el pasado continuará mostrándose en el futuro de forma estable, lo que supone una asunción implícita de normalidad. Una variación de la volatilidad, basándose en datos recientes, sería identificada por el VAR como un valor extremo y no como un cambio en la misma, por lo que el VAR según Bachiller (2001) no recogerá bien los riesgos provocados por cambios en el comportamiento del mercado.

El Stress Testing se basa en la especificación de uno o más escenarios sobre el rendimiento de los mercados para el día siguiente, con el fin de identificar las distintas exposiciones a riesgo que pueden no ser identificadas con otras medidas estadísticas de riesgo, resultando un método rápido para calcular el VAR, con el que la entidad bancaria asume sencillamente la cifra de riesgo que le situaría en el peor de los escenarios.

##### **4.2.2.2. Análisis Activo/Pasivo.**

Las empresas pueden utilizar este método para comprobar el grado de cobertura de sus activos y pasivos, es decir, conocer qué parte del pasivo se encuentra soportada en los activos que se poseen. Las fluctuaciones financieras cuyo valor está disponible en el mercado con cierta exactitud no sirven para valorar el grueso de los activos y pasivos que componen el balance de situación de una empresa, por lo que no pueden ser valorados en tiempo real, como sí ocurre con los activos y pasivos negociados.

El análisis Activo/Pasivo no es en sí una medida de riesgo, sino una herramienta de ayuda para analizarlos, mediante una metodología flexible que permite comprobar las interrelaciones entre una amplia variedad de factores de riesgo, entre los que se incluirán riesgo de mercado, riesgo de liquidez, decisiones empresariales o ciclos de producto, entre otros.



## 4.3. ESTADO DE LA CUESTIÓN

Existen diferentes enfoques con numerosas variaciones dentro de cada metodología para calcular el valor en riesgo.

Einhorn (2008) argumenta que el VaR ignora por completo lo que sucede en las colas. Un cálculo de VaR del 99% no evalúa qué ocurre en ese último 1%, creándose en consecuencia, un incentivo para tomar riesgos excesivos aunque puedan parecer remotos.

Wang (2002) argumenta que el TVAR no ajusta adecuadamente los extremos de baja frecuencia o las pérdidas de elevada severidad ya que, sólo está teniendo en cuenta la media de las caídas, no los propios momentos de caída máxima.

Jiandong Ren (2012) recuerda que el VaR es una medida de riesgo ampliamente utilizada pero que a pesar de su popularidad, ha sido criticada por gestores de riesgo y académicos por ignorar la cola, que es la parte más perjudicial del riesgo. A pesar de ello, puede proporcionar información útil sobre riesgos financieros o actariales, pues las medidas de riesgo VaR y TVaR consideran el efecto a corto plazo de un riesgo. Al observar el efecto a largo plazo del riesgo, la probabilidad final de ruina puede complementar el VaR y el TVaR por su carácter informativo como se indica por Duffie y Pan (1997). El VaR juzga qué tan arriesgado es por ejemplo apostar en un lanzamiento de moneda, mientras que la probabilidad de ruina cuestiona qué tan arriesgado es continuar apostando en el juego indefinidamente.

Artzner (1999) propuso la medida de riesgo TVaR definiéndola como coherente, porque la subaditividad o agregación adicional de riesgos del VaR, haría que diversificar aumentara ilógicamente el riesgo al calcular las pérdidas que exceden el nivel marcado por el VaR. Mientras que Wang (2002) argumenta que, aunque es coherente, TVaR no se ajusta correctamente para frecuencias extremadamente bajas y elevadas pérdidas, ya que solo tiene en cuenta el déficit medio.

Taleb (2012) recoge con profusión que una medida como el VaR fomenta la percepción de baja volatilidad y el TVaR menosprecia la asunción de riesgo elevado en caso de eventos extremos que son más frecuentes de lo que el pasado de las medidas



medias advierte. Duffie y Pan (1997) consideran que el riesgo remoto pero severo no puede ser reflejado de manera efectiva mediante VaR y TVaR.

Mandelbrot (1997) sugiere que grandes cambios tienden a ser seguidos por grandes cambios, de cualquier signo, y viceversa.

Jonhson (2000) propone un Value at Risk ajustado por liquidez, ya que el indicador VaR subestima las eventuales pérdidas cuando el activo subyacente presenta iliquidez. (Para los principales índices bursátiles no existe tal inconveniente.)

Embrechts et al. (1997) y McNeil et al. (2005) agregan que las medidas de riesgo Tail Value at Risk en el contexto actuarial, en el que se utiliza la nomenclatura Expected Shortfall y Stop-loss Premium, son aplicadas concretamente para problemas de reaseguro cuando la función de supervivencia relacionada es continua. Pitselis (2014), estima que es mediante VaR, entre otros modelos, cómo una compañía de seguros debe calcular los recursos propios que debe mantener con el fin de gestionar las pérdidas y evitar quiebras.

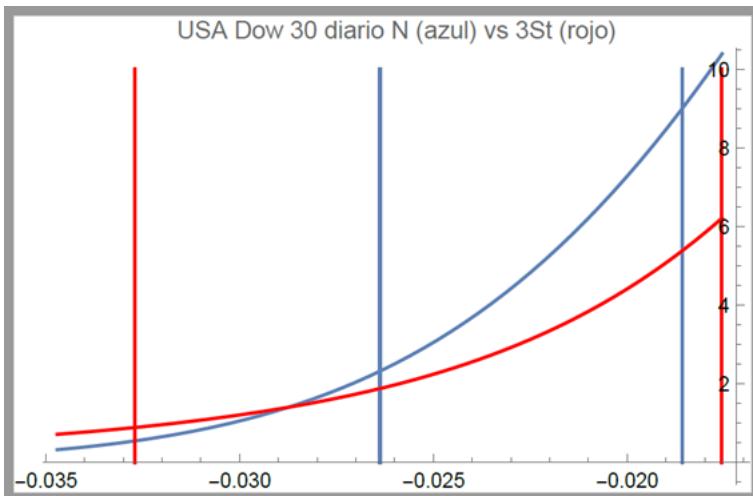
La predicción de la probabilidad de ruina de ninguna manera significa exactitud. Se espera que pueda ser una forma útil de comunicar el riesgo de baja frecuencia y alta gravedad a los encargados de tomar decisiones, al proporcionarles una manera de ver las implicaciones en el largo plazo de los riesgos a corto plazo.

Un valor de probabilidad más alto y un período más largo de análisis aumentan el valor arrojado por el VaR, y como aportan Artzner et al. (1999) el TVaR evalúa el valor promedio sobre todos los valores de VaR en niveles de confianza mayores que alfa, significativos para distribuciones de cola pesada.

Puede darse el caso de que una distribución de cola ligera de tipo gaussiano y una distribución de cola pesada compartan un cuantil en algún nivel común, pero evidentemente no tienen el mismo comportamiento en sus extremos.



Ilustración 5. Punto de coincidencia de distribuciones Normal y 3ST.



Elaboración propia. Índice Dow 30 de Estados Unidos.

Algunos ejemplos de aplicación de estas metodologías se encuentran en las siguientes investigaciones:

Johnson (2001) realiza un trabajo en el que describe el significado del concepto VaR y presenta aplicaciones sobre carteras de activos de bonos, acciones, forwards de tasa de interés y de tipos de cambio, y swaps.

Menichini (2004), en su caso, describe detalladamente una de sus formas de cálculo, la simulación histórica, y la aplica a la medición del riesgo de una cartera de activos financieros.

Kellner y Gatzert (2013) realizan un estudio en el que enfrentan el VaR con la Teoría del Valor Extremo.

Wengy Truck (2011) mediante el VaR, analiza el grado de exposición a acciones de mercados emergentes por parte de los hedgefunds de Asia.

Sener et al. (2012) realizan un ranking estableciendo qué metodología del VaR es capaz de predecir mejor la performance sobre una muestra de once índices de acciones de emergentes y sobre siete índices de mercados desarrollados.



Angelidis et al (2004) realizaron un trabajo sobre VaR para cinco índices con datos diarios mediante la estimación y modelización de GARCH mientras que otros autores utilizaron la modelización de MonteCarlo para hallar el VaR en índices.

Barone-Adesi et al. (2001) se basaron en la simulación histórica mientras Nyssanov (2013) realizó en el mercado sueco un estudio empírico utilizando modelos GARCH para las estimaciones del VaR para cinco índices y cuatro carteras, con datos diarios.

El trabajo de investigación de Massing y Ramos (2021) sirve para introducir en el siguiente apartado la aplicación de las metodologías VaR y TVaR para los rendimientos de 78 índices bursátiles globales con un horizonte temporal de 20 años y horarios del último año con un grado de confianza del 95% y del 99% para distribución Normal y distribución 3ST.



## 5. RESULTADOS

Calculado el valor en riesgo VaR y Valor en Riesgo de Cola TVaR de la muestra de 78 índices bursátiles de distintos países se obtienen los siguientes resultados con los datos presentados en los anexos en forma de tablas.

Para los valores con horizonte temporal diario (ver Tabla 1 del Anexo), al 99% de confianza, para distribuciones Normal y 3ST y al 95% de confianza para distribuciones Normal y 3ST en el mismo horizonte temporal se observa que:

Un mayor grado de confianza, sitúa el valor en riesgo VaR y TVaR más a la izquierda de la distribución en todos los escenarios, se capta una mayor cantidad de riesgo especialmente cuando se trabaja con la distribución 3ST.

Así mismo, en valores diarios, al 99% de confianza tanto VaR como TVaR de la distribución 3ST se sitúan más a la izquierda que en la distribución Normal, como era de esperar, salvo para las excepciones de los índices QE 20 Index de Qatar y Tunindex de Túnez. Por lo tanto temporalidad y método de medición con este grado de confianza se comportan de la manera esperada.

Pero no sucede así cuando se aplica un grado de confianza del 95% a las distintas distribuciones. En ese caso, el VaR de la distribución Normal se sitúa más a la izquierda que el VaR de la distribución 3ST, salvo para 3 índices, el CSI 300 de China el KSE 100 Index de Pakistán y el Taiwan Weighted de Taiwán.

Se manifiesta que el VaR 3ST precisa de un nivel de confianza más exigente para ofrecer un resultado coherente. Con la medición de TVaR 3ST no sucede, ya que en ambos niveles de confianza la mayoría de índices se sitúan más a la izquierda para esas distribuciones. En el 100% de los casos al 99% y con 3 excepciones, en el caso del TVaR al 95% de confiabilidad. Uno de estos índices distinto a las excepciones del VaR para un 99% de confianza como es el caso del índice MSM 30 de Omán, pero dos coincidentes, los de Qatar y Túnez.



En cuanto al horizonte temporal horario (ver Tabla 2 del Anexo) los resultados vuelven a mostrar una situación similar a los de temporalidad diaria. Un mayor grado de confianza, sitúa el valor en riesgo VaR y TVaR más a la izquierda de la distribución en todos los escenarios. Pero divergen en cuanto a de qué distribución se trate dependiendo del grado de confianza.

Para VaR horario al 99% se cumple excepto para 4 excepciones IPSA de Chile, OMXV de Lituania, QE 20 Index de Qatar y All share index de Zambia, pero para el 100% de los casos de VaR al 95% no se cumple en absoluto.

De igual modo el TVaR horario al 95% sí se sitúa más a la izquierda cuando se maneja una distribución 3ST que cuando se hace con una distribución Normal. Con 5 excepciones el IPSA de Chile, el IDX Composite de Indonesia, el OMXV de Lituania, el QE 20 Index de Qatar y el All share index de Zambia.

Por tanto, el grado de confianza 99% frente a 95% y la distribución 3ST respecto a Normal presentan una interesante divergencia en el valor ofrecido por el VaR.

Las escasas excepciones se atribuyen en todos los casos, salvo Chile, a países NO pertenecientes a la OCDE. Si se delimita la lista de países exóticos bajo este criterio se considerarían en la muestra 37 índices OCDE y 41 índices NO OCDE o exóticos.

En todos los horizontes temporales y grados de confianza los índices de estos países exóticos, muestran (ver Tablas 3 y 4 del Anexo) un VaR y un TVaR con porcentaje de riesgo mayor para cualquiera de las distribuciones. Por lo que se puede afirmar que en base a los resultados de los datos, los países NO OCDE aparentan ser más arriesgados que los que sí lo son.

De los índices de países pertenecientes OCDE hay congruencia en temporalidad diaria y horaria para todas las distribuciones y grados de confianza. El índice NZX 50 index de Nueva Zelanda resulta ser el que menos riesgo presenta en temporalidad diaria. El índice BIST 100 de Turquía aparece como el más arriesgado.

Con horizonte temporal horario el Dow 30 de USA es el que menos porcentaje de riesgo presenta (ver Tabla 4 del Anexo), salvo en la medición VAR con distribución 3ST,



donde el menos arriesgado resulta ser el índice AEX de Países Bajos, tanto para medidas VaR como para TVaR al 99% y al 95% de nivel de confianza.

El índice OCDE con mayor porcentaje de riesgo con temporalidad horaria en todo caso es el LuxX Index de Luxemburgo.

En los índices de países no pertenecientes, NO OCDE, aparece un valor extremo atípico de riesgo del 28% para el OMXV de Lituania cuando se trabaja bajo un grado de significatividad del 1% con horizonte temporal horario, distribución 3ST y se mide mediante TVaR.

En temporalidad diaria (ver Tabla 3 del Anexo), lo es con un 11% de riesgo el Cyprus Main Market Index de Chipre, aunque en este caso no se trata un valor de riesgo tan alejado de la media como en el caso del índice de Lituania. El índice chipriota eso sí, es el más arriesgado en cuanto a todos los parámetros diarios.

Los índices de menor riesgo para este horizonte temporal diario se reparten entre el All share de Bahréin y el Tunindex de Túnez puesto que dependiendo de la distribución y grado de confianza seleccionados lo es uno o lo es otro. Bahréin para nivel de confianza del 99% excepto para medida VaR con distribución 3ST o cuando se trata del 95% de confianza con distribución 3ST, VaR o TVaR en que es Túnez el de menor porcentaje de riesgo esperado.

En temporalidad horaria (ver Tabla 4 del Anexo) de los índices de países NO OCDE, el CSE All-Share de Sri Lanka es el menos arriesgado, salvo si se trabaja con una confianza del 95% una medida VaR de distribución 3ST donde aparece el SEMDEX de Mauricio con un porcentaje menor.

En cuanto a índices, con horizonte temporal horario con un porcentaje de mayor riesgo, tenemos al All share index de Zambia, para toda distribución Normal al 99%, al IBC de Venezuela para medida VaR con distribución 3ST al 99% y al valor extremo mencionado con anterioridad del OMXV de Lituania.



En el 95% de nivel de confianza sigue siendo el más arriesgado el All share index de Zambia excepto para la medida TVaR con distribución 3ST donde vuelve a destacar negativamente el OMXV de Lituania.

Por mencionar al índice del país originario de este estudio, el Ibex 35 de España, se encuentra muy cercano, en cuanto al porcentaje de riesgo mostrado, al promedio del resultado de los índices de países OCDE, en temporalidad horaria, pero para los datos diarios, para un nivel de confianza del 95% tiene porcentaje de riesgo más parecido a la media de los países NO OCDE en todas las distribuciones. Para un grado de confianza del 99% en temporalidad diaria, con distribución Normal, también tiene un resultado más cercano a la media de los países exóticos. Sin embargo, su porcentaje es más cercano a la media del riesgo de los índices de los países OCDE cuando se mide dicho riesgo bajo la distribución 3ST.

Considerando todas las distribuciones en conjunto y ordenando los índices, el primer decil de índices con valores y porcentajes más negativos tiene una predominancia de países NO OCDE. Pero de igual modo, el primer decil de índices ordenados con valores y porcentajes más positivos también tiene predominancia de países NO OCDE, por lo que en ambos extremos, tanto positivos como negativos, son mayoritarios los índices de países exóticos. Por lo tanto, los datos agregados descartan un patrón de comportamiento relacionado con la diferenciación geográfica entre exóticos y desarrollados. Cabe destacar que en esta clasificación los índices de países OCDE de Oceanía aparecen recurrentemente con valores menos arriesgados.

Las fórmulas utilizadas para el cálculo de VaR y TVaR aplicado a los datos de Thompson Reuters son:

$$cdf(VaR) = \alpha$$

$$TVaR = (1/\alpha) \int_{-\infty}^{\text{VaR}} f(y) dy$$



## 6. CONCLUSIONES

Las medidas de riesgo más generalmente aceptadas VaR y TVaR, son relativamente actuales. Durante los últimos años se han venido modelando, en busca de una óptima alternativa para capturar el riesgo financiero con la mayor efectividad posible, a través de la distribución de rendimientos de los distintos activos. Los entes reguladores del sector financiero reconocen la utilidad de esta metodología para evaluar el riesgo y adoptan VaR y TVaR como principales métricas.

Siguiendo el trabajo iniciado por Massing y Ramos (2020), se selecciona la distribución 3ST capaz de recoger apropiadamente más cantidad de riesgo. Los datos muestran que esta medida mejora los resultados que ofrece la distribución normal en todo caso, salvo para la medida VaR al 95% donde los resultados recogen una discrepancia inesperada para ese nivel de confianza, tanto en temporalidad diaria como horaria. A pesar de ello, 3ST cumple con el papel esperado cuando se trata de TVaR y la divergencia no se produce en VaR, si el nivel de confianza es del 99%, que es más exigente, por lo que se demuestra que es una medida eficaz. Por lo tanto, puede considerarse que la divergencia en VaR al 95% no resulta significativa.

Algunos de los índices que aparecen como más seguros o arriesgados, cambian dependiendo del horizonte temporal elegido pero el comportamiento general se mantiene de forma coherente.

Las cifras más altas de riesgo son ofrecidas por índices de países exóticos. En cuanto a los mercados menos arriesgados, destaca la recurrente aparición de los índices de la región de Oceanía. El índice bursátil de España IBEX 35 tiene un comportamiento errático dependiendo del parámetro de medida elegido. En ocasiones actúa como la media de países OCDE y por momentos como un índice menos desarrollado. Determinar el por qué puede ser tema de futuras investigaciones.

Seleccionando el conjunto de deciles más positivos y más negativos, se rechaza la hipótesis de que el comportamiento de los índices OCDE se corresponda siempre con un



menor nivel de riesgo, ni que los índices NO OCDE, se correspondan mayoritariamente con los resultados más a la izquierda de la distribución. No hay un patrón homogéneo para esta categorización de los índices, por lo que puede ser objeto de futuras investigaciones la interesante posibilidad de que exista algún comportamiento determinado, si se seleccionan subconjuntos de índices mediante otra característica diferente.

Los índices de referencia son considerados como Benchmark, como guía, para calibrar el riesgo de mercado y facilitan la comparación entre activos cotizados. Por tanto, los resultados obtenidos pueden resultar útiles como base para investigar la bondad de esta distribución 3ST en otra clase de activos.

Los datos diarios obtenidos de la base de Thompson Reuters resultan de gran utilidad e interés por su total actualidad y vigencia, ya que comprenden los 20 años desde 01/03/1997 a 11/02/2017. En datos horarios se toman las fechas de 11/03/2016 a 11/02/2017. Los índices han atravesado por mercados bajistas de gran calado a nivel global en estas fechas de la muestra, como son las crisis, de Rusia de 1998, de 2000 con las Puntocom, la gran recesión de 2008 provocada por la crisis financiera global, la crisis del Euro de 2012 y el Brexit de 2016.



## 7. BIBLIOGRAFÍA

AKAIKE, H. 1973. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. Csaki F. editores. Segundo simposio internacional en teoría de la información. Budapest. 267-281.

ANGELIDIS, T., BENOS, A. AND DEGIANNAKIS, S. (2004). The use of GARCH models in VaR estimation, Journal of Statistical Methodology, Volume 1, pp.105-128.

ARTZNER, P. (1999). Application of coherent risk measures to capital requirements in insurance. North American Actuarial Journal 3(2), 11–25.

BACHILLER CACHO, A. (2001): "Bolsa y Gestión de Carteras", [en línea] 5campus.org, Bolsa <<http://www.5campus.org/bolsa>>

BANCO DE ESPAÑA. 2022. Nota de prensa.  
[https://www.bde.es/f/webbde/GAP/Secciones/SalaPrensa/NotasInformativas/19/presbe2019\\_10.pdf](https://www.bde.es/f/webbde/GAP/Secciones/SalaPrensa/NotasInformativas/19/presbe2019_10.pdf)

BANCO DE ESPAÑA. 2022. Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.  
[https://www.bde.es/bde/es/areas/supervision/actividad/BCBS/El\\_Comite\\_de\\_Su\\_13e462eb2e4961.html](https://www.bde.es/bde/es/areas/supervision/actividad/BCBS/El_Comite_de_Su_13e462eb2e4961.html).

BASAK, S. Y SHAPIRO, A. 2001. Value-at-Risk Based Management: Optimal Policies and Asset Prices, Review of Financial Studies, vol. 14, 371-405.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION (2012). Consultative Document: Fundamental Review of the Trading Book, Basel, Switzerland. Available at: <http://www.bis.org/publ/bcbs219.pdf>

BIS. 2022. [https://www.bis.org/bcbs/basel3\\_es.htm](https://www.bis.org/bcbs/basel3_es.htm)

CBSB. 1996. Supervisory framework for the use of “backtesting” in conjunction with the internal models approach to market risk capital requirements. <http://www.bis.org/publ/bcbs22.htm>



CBSB. 2009. Revisions to the Basel II market risk framework.  
<http://www.bis.org/publ/bcbs158.htm>.

CBSB. 2013. Global systemically important banks: updated assessment methodology and the higher loss absorbency requirement. <http://www.bis.org/publ/bcbs255.htm>.

CBSB. 2016. Minimum capital requirements for market risk.  
<http://www.bis.org/bcbs/publ/d352.htm>.

CHRISTOFFERSEN, P. (1998). Evaluating Interval Forecasts, International Economic Review, 39(4):841-862

CHRISTOFFERSEN, P. HAHN, J. AND INOUE, A. (2001), Testing and Comparing Value-at-Risk Measures, Journal of Empirical Finance, 8, pp. 325-342.

CHRISTOFFERSEN, P. AND PELLETIER, D. (2004), Backtesting value-at-risk: A duration-based approach, Journal of Financial Econometrics, 2(1), pp. 84-108.

COMISION EUROPEA. 2021. Paquete bancario de 2021: nuevas normas de la UE para reforzar la resiliencia de los bancos y preparar mejor para el futuro. [https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/es/ip\\_21\\_5401](https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/es/ip_21_5401).

COMISION EUROPEA. Directiva y reglamento europeos sobre requisitos prudenciales de las entidades de crédito y las empresas de inversión. Transposición de Basilea III a la normativa UE.

DAMODARAN, A. 2005. Value at Risk (VaR): A big picture perspective. New York University. Working paper.

DANIELSSON, J. (2011). Financial Risk Forecasting. WILEY, London.

DOWD, K. (2002). Measuring market risk. WILEY, London.

DAVID ROWE. 2013. Risk Management Beyond VaR.  
[https://www.frbatlanta.org/documents/news/conferences/13fmc\\_rowe.pdf](https://www.frbatlanta.org/documents/news/conferences/13fmc_rowe.pdf).

DUFFIE, D., AND PAN, J. (1997). An overview of value at risk. Journal of Derivatives 4, 7-49.



EBA. 2021. Estudio de impacto cuantitativo. Seguimiento Basilea III.  
<https://www.eba.europa.eu/risk-analysis-and-data/quantitative-impact-study/basel-iii-monitoring-exercise>.

EINHORN, D. AND BROWN, A. (2008). Private profits and socialized risk. GARP Risk Review July, 10–26.

FERRUZ, L. AND J. L. SARTO (2004), “Some Reflections on the Sharpe Ratio and its Empirical Application to Fund Management in Spain”, (forthcoming), Advances in Investment Analysis and Portfolio Management.

HOGAN, W. Y WARREN, J. 1972. Computation of the efficient boundary in the E-S portfolio selection model. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 7, 1881-96.

JORION, P. 2007. Value at risk: the new benchmark for managing financial risk. McGraw-Hill.

JORION, P (1997): Value at Risk: The New Benchmark for Controlling Market Risk. Irwin. Chicago. 1997.

J.P. MORGAN, 1994. RiskMetrics Technical Document. New York. Morgan Guaranty Trusty Company

J.P. MORGAN, (1994) RiskMetrics Technical Document. Morgan Guaranty Trusty Company

KELLNER, R. Y GATZERT, N., 2013. Estimating the Basis Risk of Index-Linked Hedging Strategies Using Multivariate Extreme Value Theory, Journal of Banking and Finance, 37, 11, 4353-4367.

MANDELBROT, B. B., FISHER, A. J., & CALVET, L. E. (1997). A multifractal model of asset returns.

MARKOWITZ, H., 1952. Portfolio selection. The Journal of Finance, 7, 1, 77-91.

MARKOWITZ, H.M. (1952) Portfolio Selection, Journal of Finance, No. 7, 77-91

MASCAREÑAS, J., 2008. Introducción al VaR. Universidad Complutense de Madrid. Working Paper.



MASSING, T. & RAMOS, A. (2021). Student's t mixture models for stock indices. A comparative study. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 580, 126143.

MODIGLIANI, F. Y MODIGLIANI, L., 1997. Risk-adjusted performance. *The Journal of Portfolio Management*, 23, 2, 45-54.

P. ARTZNER, F. DELBAEN, J.M. EBER AND D. HEATH. Coherent measures of risk. *Mathematical Finance*, 9:203–228, 1999.P. Slovic and S. Lichtenstein, Comparison of Bayesian and regression approaches to the study of information processing in judgment. *Organizational Behaviour and Human Performance*. 1971, 6, 649-744.

P. JORION, "Risk2: Measuring the risk in value at risk," *Financial Analysts J.*, vol. 52, no. 6, pp. 47\_56, Nov. 1996.

PABLO HERNANDEZ DE COS. 2021. Implementar las reformas globalmente acordadas de Basilea III sin desviaciones.

PAFKI, S., & KONDOR, I. (2001). Evaluating the RiskMetrics methodology in measuring volatility and Value-at-Risk in financial markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 299(1-2), 305-310.Wang, S. (2002). A risk measure that goes beyond coherence. *Proceedings of 2002 AFIR (Actuarial Approach to Financial Risks)*, March, Cancun, Mexico. URL: [www.actuaries.org/events/Congresses/Cancun/afir\\_subject/afir\\_14\\_wang.pdf](http://www.actuaries.org/events/Congresses/Cancun/afir_subject/afir_14_wang.pdf).

PATRICIA FLORINA STUPARIU. UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID. 2018. El marco regulatorio para riesgo de mercado basado en modelos VaR de Basilea II: un análisis en el contexto de la crisis financiera del año 2007.

PATRICIA STUPARIU JUAN RAFAEL RUIZ ANGEL VILARIÑO. INSTITUTO COMPLUTENSE DE ESTUDIOS INTERNACIONALES. 2015. Nueva Época: Número 3. Reformas regulatorias y crisis de los modelos VaR.

PITSELIS, G., 2014. Robust eligible own funds and value at risk under solvency II system, *Communications In Statistics: Simulation and Computation*, 43, 1, 161-182.

REN, J. (2012). Value-at-risk and ruin probability. *The Journal of Risk*, 14(3), 53-62.



REN, J. (2016). On the use of long-term risk measures as an approach to communicating risks. *Asia-Pacific Journal of Risk and Insurance*, 10(1), 45-55. doi:<https://doi.org/10.1515/apjri-2015-0009>

RISKMETRICS TECHNICAL DOCUMENT (1996). J.P. Morgan/Reuters, New York, Fourth Edition.

SENER, E., BARONYAN, S. Y ALI MENGÜTÜRK, L., 2012. Ranking the predictive performances of value-at-risk estimation methods. *International Journal of Forecasting*, 28, 4, 849-873.

SHARPE, W. F. (1963) A simplified model for portfolio analysis, *Management science*, Vol. 9, No. 2, 277-293.

SOLEY SANS, J. (2006) Métodos clave para calcular el Valor en Riesgo, *Estrategia Financiera*, No. 230, 30-36.

TALEB, N.N. (2007). *The black swan: The impact of the highly improbable*. Random House

TSAY. R. S (2013): *An Introduction to Analysis of Financial Data with R*. John Wiley & Sons, Inc., New Jersey

TVERSKY, A. Y KAHNEMAN, D. (1974). Juicio bajo incertidumbre: heurísticas y sesgos: los sesgos en los juicios revelan algunas heurísticas del pensamiento bajo incertidumbre. *Ciencia*, 185 (4157), 1124-1131.

VLAAR, P. J. (2000) Value at risk models for Dutch bond portfolios, *Journal of banking and finance*, Vol. 24, No. 7, 1131-1154.

WANG, S. AN ACTUARIAL INDEX OF THE RIGHT-TAIL RISK. N. AM. ACTUAR. J. 1998, 2, 88–101.

ZALBIDEGOITIA, A. Y ABASOLO, A., 2011. Simulación estocástica en la determinación del valor en riesgo de los activos financieros. *Análisis Financiero*, 117, 50-57.



JOHNSON, C., 2001. Value at risk: teoría y aplicaciones. *Estudios de Economía*, 28, 2, 217-247.

ZALBIDEGOITIA, A. Y ABASOLO, A. 2011. Simulación estocástica en la determinación del valor en riesgo de los activos financieros. *Análisis Financiero*, 117, 50-57.



## 8. ANEXOS

Anexo 1: Listado de índices y país al que pertenecen.

MERVAL de Argentina, S&P/ASX 200 de Australia, All Ordinaries de Australia, ATX de Austria, All Share de Bahréin, BEL 20 de Bélgica, Bovespa de Brasil, SOFIX de Bulgaria, S&P/TSX 60 de Canadá, S&P/TSX Composite de Canadá, IPSA de Chile, CSI 300 de China, SSE Composite Index de China, IGBC de Colombia, CROBEX de Croacia, Cyprus Main Market Index de Chipre, PX de República Checa, EGX 30 Index de Egipto, OMXT de Estonia, Euro Stoxx 50 Europa, OMXH25 de Finlandia, CAC 40 de Francia, FTSE 100 de Reino Unido, DAX de Alemania, Athex Composite Share Price Index de Grecia, Hang Seng de Hong Kong, Budapest SE de Hungría, Nifty 50 de India, BSE Sensex de India, IDX Composite de Indonesia, ISEQ Overall Index de Irlanda, TA 35 de Israel, FTSE MIB de Italia, Topix de Japón, KASE Index de Kazajistán, Kuwait 15 de Kuwait, OMXR de Letonia, OMXV de Lituania, LuxX Index de Luxemburgo, FTSE Bursa Malaysia KLCI de Malasia, SEMDEX de Mauricio, IPC de Méjico, MASI de Marruecos, NSX Overall Index de Namibia, AEX de Países Bajos, NZX 50 Index de Nueva Zelanda, OBX Index de Noruega, MSM 30 de Omán, KSE 100 Index de Paquistán, S&P Lima General Index de Perú, PSEi Composite de Filipinas, WIG de Polonia, PSI 20 de Portugal, QE 20 Index de Catar, BET 10 de Rumanía, MICEX de Rusia, RTSI de Rusia, Tadawul All Share de Arabia Saudí, BELEX de Serbia, STI Index de Singapur, FTSE/JSE All-Share Index de Sudáfrica, KOSPI de Corea del Sur, IBEX 35 de España, CSE All-Share de Sri Lanka, OMX 30 de Suecia, SMI de Suiza, Taiwan Weighted de Taiwán, SET de Tailandia, Tunindex de Túnez, BIST 100 de Turquía, DFM de Emiratos Árabes Unidos, Abu Dhabi de Emiratos Árabes Unidos, Dow 30 de Estados Unidos, S&P 500 de Estados Unidos, Nasdaq de Estados Unidos, IBC de Venezuela, HNX 30 de Vietnam y All Share Index de Zambia.



## Anexo 2: Tablas de resultados.

Tabla 1.

Country	alpha=0.01 Índice	Normal			3St			Country	alpha=0.05 Índice	Normal			3St		
		VaR	TVaR	VaR	TVaR	VaR	TVaR			VaR	TVaR	VaR	TVaR	VaR	TVaR
1 Argentina	MERVAL	-0.049693114	-0.050709126	-0.06217933	-0.087983403	True		1 Argentina	MERVAL	-0.034919547	-0.043977981	-0.034037827	-0.052794087	False	
2 Australia	S&P/ASX 200	-0.022752896	-0.026092719	-0.028035979	-0.039778979	True		2 Australia	S&P/ASX 200	-0.016036176	-0.020154542	-0.015374402	-0.02376092	False	
3 Australia	All Ordinaries	-0.022113689	-0.0253603	-0.027238578	-0.038583969	True		3 Australia	All Ordinaries	-0.015584427	-0.019587853	-0.014994451	-0.02311215	False	
4 Austria	ATX	-0.032715086	-0.03751176	-0.016131948	-0.023554745	True		4 Austria	ATX	-0.023068422	-0.028983273	-0.022604959	-0.036376557	False	
5 Bahrain	All Share	-0.0130488	-0.014957652	-0.016131948	-0.023554745	True		5 Bahrain	All Share	-0.009203939	-0.011563427	-0.00847696	-0.013579407	False	
6 Belgium	BEL 20	-0.028689978	-0.032890718	-0.035838484	-0.049872375	True		6 Belgium	BEL 20	-0.02024187	-0.0254218	-0.020060745	-0.03053472	False	
7 Brazil	Bovespa	-0.047377849	-0.054345829	-0.050600831	-0.081653453	True		7 Brazil	Bovespa	-0.03336454	-0.041956821	-0.03065814	-0.047773587	False	
8 Bulgaria	SOFIX	-0.034889534	-0.040037664	-0.04433303	-0.067589356	True		8 Bulgaria	SOFIX	-0.02453612	-0.030884334	-0.018948031	-0.035420032	False	
9 Canada	S&P/TSX 60	-0.027300914	-0.031306146	-0.034642491	-0.049406766	True		9 Canada	S&P/TSX 60	-0.019245991	-0.024184879	-0.018191475	-0.029025395	False	
10 Canada	S&P/TSX Composite	-0.032582667	-0.029107811	-0.03293391	-0.046757977	True		10 Canada	S&P/TSX Composite	-0.017891028	-0.022494537	-0.01709608	-0.027482468	False	
11 Chile	IPSA	-0.024259355	-0.027844177	-0.028270372	-0.040876141	True		11 Chile	IPSA	-0.017049917	-0.024703934	-0.015746018	-0.024232491	False	
12 China	CSI 300	-0.04363954	-0.047455094	-0.050830719	-0.081810029	True		12 China	CSI 300	-0.029110459	-0.0366251	-0.029618261	-0.048021847	True	
13 China	SSE Composite Index	-0.037709329	-0.042339932	-0.049853598	-0.072612344	True		13 China	SSE Composite Index	-0.02658926	-0.03340668	-0.025664267	-0.041664288	False	
14 Colombia	IGBC	-0.028996336	-0.033307232	-0.036802426	-0.05426213	True		14 Colombia	IGBC	-0.02032650	-0.025642426	-0.01839213	-0.030528157	False	
15 Croatia	CROBEX	-0.03558791	-0.038466862	-0.044621189	-0.06545926	True		15 Croatia	CROBEX	-0.023688239	-0.027494038	-0.019938011	-0.03599874	False	
16 Cyprus	Cyprus Main Market Index	-0.067272919	-0.071728767	-0.081688624	-0.117008806	True		16 Cyprus	Cyprus Main Market Index	-0.044630163	-0.057272613	-0.04149296	-0.067886265	False	
17 Czech Republic	PX	-0.031881252	-0.036542082	-0.038998035	-0.065452434	True		17 Czech Republic	PX	-0.0250366	-0.028253552	-0.020823445	-0.032956941	False	
18 Egypt	EGX 30 Index	-0.039120485	-0.044889193	-0.047865732	-0.066157019	True		18 Egypt	EGX 30 Index	-0.027499043	-0.034624747	-0.02641627	-0.040546484	False	
19 Estonia	OMXT	-0.034554785	-0.039645853	-0.044430151	-0.068180744	True		19 Estonia	OMXT	-0.024316136	-0.030593979	-0.019403934	-0.035646044	False	
20 EuroStoxx	Euro Stoxx 50	-0.030491945	-0.039494875	-0.037832311	-0.056736341	True		20 EuroStoxx	Euro Stoxx 50	-0.021528861	-0.02704589	-0.020658199	-0.032235771	False	
21 Finland	OMXH25	-0.041832943	-0.04796468	-0.050785343	-0.07019003	True		21 Finland	OMXH25	-0.029510405	-0.037062506	-0.028586812	-0.043499074	False	
22 France	CAC 40	-0.03756983	-0.03869865	-0.042248554	-0.059395126	True		22 France	CAC 40	-0.02381789	-0.029124046	-0.023398311	-0.035892743	False	
23 GB	FTSE 100	-0.027574272	-0.031607833	-0.033667513	-0.046829887	True		23 GB	FTSE 100	-0.019462377	-0.024345197	-0.018983282	-0.028772076	False	
24 Germany	DAX	-0.030598716	-0.040245357	-0.040458027	-0.061965694	True		24 Germany	DAX	-0.027430205	-0.031087672	-0.024512284	-0.037474057	False	
25 Greece	Athex Composite Share Price Index	-0.045647666	-0.050204588	-0.054780202	-0.07633254	True		25 Greece	Athex Composite Share Price Index	-0.032160372	-0.040319758	-0.031380949	-0.047056476	False	
26 Hong Kong	Hang Seng	-0.0382207	-0.043811501	-0.047574124	-0.07883306	True		26 Hong Kong	Hang Seng	-0.026981162	-0.033873541	-0.025216217	-0.039953209	False	
27 Hungary	Budapest SE	-0.039208053	-0.04498187	-0.046119132	-0.073405654	True		27 Hungary	Budapest SE	-0.027596236	-0.034716073	-0.024372531	-0.03987789	False	
28 India	Nifty 50	-0.035237092	-0.040437573	-0.043762031	-0.06245199	True		28 India	Nifty 50	-0.024778403	-0.031191163	-0.023706323	-0.037022738	False	
29 India	BSE Sensex	-0.030529518	-0.040521991	-0.046123678	-0.07633254	True		29 India	BSE Sensex	-0.024823793	-0.031244411	-0.023927503	-0.039234088	False	
30 Indonesia	IDX Composite	-0.03640666	-0.041774278	-0.047278928	-0.076834359	True		30 Indonesia	IDX Composite	-0.02561911	-0.032230741	-0.023881958	-0.039234408	False	
31 Ireland	ISEQ Overall Index	-0.03259113	-0.035883226	-0.040799717	-0.061631	True		31 Ireland	ISEQ Overall Index	-0.022043988	-0.027696341	-0.020899446	-0.03940641	False	
32 Israel	TA 35	-0.028363337	-0.032548234	-0.034436586	-0.047384118	True		32 Israel	TA 35	-0.01947088	-0.025107524	-0.01964918	-0.029440583	False	
33 Italy	FTSE MIB	-0.036471101	-0.041781983	-0.044816048	-0.06388251	True		33 Italy	FTSE MIB	-0.027590113	-0.032339112	-0.025728739	-0.038418653	False	
34 Japan	Topix	-0.032230728	-0.036931064	-0.038582316	-0.054549167	True		34 Japan	Topix	-0.022777882	-0.028573909	-0.0217969	-0.033009777	False	
35 Kazakhstan	KASE Index	-0.036475412	-0.040394875	-0.047328311	-0.07363748	True		35 Kazakhstan	KASE Index	-0.04325105	-0.054425344	-0.034144607	-0.061825752	False	
36 Kuwait	Kuwait 15	-0.017805264	-0.020395388	-0.02193667	-0.057322659	True		36 Kuwait	Kuwait 15	-0.012596265	-0.01579017	-0.011529948	-0.01680518	False	
37 Latvia	OMXR	-0.032502963	-0.037312876	-0.036569754	-0.06131087	True		37 Latvia	OMXR	-0.022829744	-0.027680892	-0.018253224	-0.032434896	False	
38 Lithuania	OMXV	-0.023353197	-0.026817322	-0.030977445	-0.045536848	True		38 Lithuania	OMXV	-0.016386492	-0.020658137	-0.013600028	-0.02439597	False	
39 Luxembourg	LuxX Index	-0.030051121	-0.034443663	-0.035311293	-0.050587929	True		39 Luxembourg	LuxX Index	-0.021272778	-0.026633762	-0.019824513	-0.030318335	False	
40 Malaysia	FTSE Bursa Malaysia KLCI	-0.030202433	-0.034617174	-0.03649902	-0.054294545	True		40 Malaysia	FTSE Bursa Malaysia KLCI	-0.011039237	-0.019392175	-0.01614877	-0.026772051	False	
41 Mauritius	SEMDEX	-0.014210252	-0.02229563	-0.031724725	-0.078544351	True		41 Mauritius	SEMDEX	-0.009879024	-0.01247970	-0.007127824	-0.013906824	False	
42 Mexico	IPC	-0.034724759	-0.037283311	-0.039944761	-0.07637478	True		42 Mexico	IPC	-0.022814819	-0.028739971	-0.021355414	-0.033732824	False	
43 Morocco	MASI	-0.01744879	-0.020035183	-0.020290525	-0.032032652	True		43 Morocco	MASI	-0.01242729	-0.01543659	-0.01114252	-0.018329337	False	
44 Namibia	NSX Overall Index	-0.035868528	-0.04117389	-0.034042831	-0.061216387	True		44 Namibia	NSX Overall Index	-0.025745111	-0.031769011	-0.024108961	-0.036963332	False	
45 Netherlands	AEX	-0.035409338	-0.038446009	-0.038282312	-0.061949677	True		45 Netherlands	AEX	-0.023679148	-0.029725916	-0.02261770	-0.036215299	False	
46 New Zealand	NZX 50 Index	-0.015767168	-0.018118086	-0.01910368	-0.027424874	True		46 New Zealand	NZX 50 Index	-0.011039237	-0.019392175	-0.016070559	-0.016345572	False	
47 Norway	OBX Index	-0.035204375	-0.040388013	-0.045684488	-0.066091177	True		47 Norway	OBX Index	-0.022777882	-0.026772051	-0.01614877	-0.026772051	False	
48 Oman	MSM 30	-0.031940534	-0.036619575	-0.032339742	-0.050942994	True		48 Oman	MSM 30	-0.022350511	-0.02839028	-0.013192302	-0.025486586	False	
49 Pakistan	KSE 100 Index	-0.034527036	-0.039653677	-0.04774911	-0.076374822	True		49 Pakistan	KSE 100 Index	-0.024216991	-0.03053861	-0.024940912	-0.037944615	False	
50 Peru	S&P Lima General Index	-0.03084968	-0.035686657	-0.039029676	-0.057438822	True		50 Peru	S&P Lima General Index	-0.02138050	-0.027504893	-0.019069051	-0.032187655	False	
51 Philippines	PSEI Composite	-0.032961968	-0.037791308	-0.041206272	-0.059232636	True		51 Philippines	PSEI Composite	-0.02238867	-0.029204230	-0.021358257	-0.034242349	False	
52 Poland	WIG	-0.031653931	-0.036306653	-0.038488115	-0.053199376	True		52 Poland	WIG	-0.02226883	-0.028034153	-0.021970947	-0.032919819	False	
53 Portugal	PSI 20	-0.028656291	-0.032832098	-0.03595302	-0.050649833	True		53 Portugal	PSI 20	-0.020258325	-0.02540755	-0.019947003	-0.030542011	False	
54 Qatar	QE 20 Index	-0.05726751	-0.063889841	-0.05867173	-0.083528586	False		54 Qatar	QE 20 Index	-0.039292838	-0.049368217	-0.020362622	-0.042218844	False	
55 Romania	BET 10	-0.03793481	-0.043845457	-0.048589195	-0.070902744	True		55 Romania	BET 10	-0.026679417	-0.033561468	-0.024327886	-0.040350072	False	
56 Russia	MIEX	-0.05779061	-0.068574785	-0.078210152	-0.1131874	True		56 Russia	MIEX	-0.042427770	-0.04849011	-0.037098989	-0.063887472	False	
57 Russia	RTSI	-0.046320806	-0.050305532	-0.062047741	-0.09558436	True		57 Russia							



Tabla 2.

Country	Índices	VaR	TVaR	VaR	TVaR	VaR Normal>=VaR 3St	Country	Índices	VaR	TVaR	VaR	TVaR	VaR Normal>=VaR 3St
Argentina	MERVAL	-0,010152454	-0,011675373	-0,012794292	-0,018886293	True	Argentina	MERVAL	-0,007089714	-0,008967637	-0,00576532	-0,01037799	False
Australia	S&P/ASX 200	-0,005631197	-0,00646174	-0,007442527	-0,010972362	True	Australia	S&P/ASX 200	-0,00396089	-0,004985041	-0,00327167	-0,005986276	False
Australia	All Ordinaries	-0,005311718	-0,006095377	-0,006968372	-0,010289734	True	Australia	All Ordinaries	-0,003735701	-0,004702038	-0,00305407	-0,005596696	False
Austria	ATX	-0,005813969	-0,006583335	-0,007087136	-0,0104092	True	Austria	ATX	-0,004065585	-0,005137609	-0,003544076	-0,005875871	False
Bahrain	All Share	-0,006216764	-0,007141043	-0,006664495	-0,009777018	True	Bahrain	All Share	-0,004357947	-0,005497684	-0,003456504	-0,005585432	False
Belgium	BEL 20	-0,005114223	-0,005869918	-0,006588004	-0,00956932	True	Belgium	BEL 20	-0,003594443	-0,004526298	-0,00311668	-0,005267145	False
Brazil	Bovespa	-0,01011667	-0,011601175	-0,011170404	-0,016243736	True	Brazil	Bovespa	-0,007131178	-0,008961737	-0,005814173	-0,009357534	False
Bulgaria	SOFIX	-0,006588855	-0,007680657	-0,00721789	-0,010771522	True	Bulgaria	SOFIX	-0,00469424	-0,005917241	-0,003731065	-0,006029581	False
Canada	S&P/TSX 60	-0,004464926	-0,005121917	-0,005791793	-0,008276144	True	Canada	S&P/TSX 60	-0,00343653	-0,003953794	-0,002957667	-0,004824643	False
Canada	S&P/TSX Composite	-0,004112895	-0,004718096	-0,005323226	-0,007584905	True	Canada	S&P/TSX Composite	-0,00285775	-0,003642054	-0,002743201	-0,004444063	False
Chile	IPSA	-0,006401453	-0,007352641	-0,005231921	-0,007536413	False	Chile	IPSA	-0,004488518	-0,005661437	-0,00285492	-0,004459327	False
China	CSI 300	-0,005684967	-0,006528544	-0,007216629	-0,010683237	True	China	CSI 300	-0,00398448	-0,005028671	-0,003809604	-0,006072044	False
China	SSE Composite Index	-0,005380393	-0,006171491	-0,007231788	-0,010435795	True	China	SSE Composite Index	-0,003789411	-0,004764923	-0,003662961	-0,006009935	False
Colombia	IGBC	-0,004739298	-0,005495213	-0,005724776	-0,008156368	True	Colombia	IGBC	-0,003379791	-0,00424626	-0,003139866	-0,004876987	False
Croatia	CROBEX	-0,006264447	-0,007173818	-0,007356714	-0,011958849	True	Croatia	CROBEX	-0,004435612	-0,00555696	-0,003399197	-0,006087876	False
Cyprus	Cyprus Main Market Index	-0,016490803	-0,018897221	-0,021202838	-0,030228875	True	Cyprus	Cyprus Main Market Index	-0,011651679	-0,014618798	-0,011318028	-0,017815222	False
Czech Republic	PX	-0,004742224	-0,005142806	-0,004988195	-0,007402946	True	Czech Republic	PX	-0,003141684	-0,003961185	-0,002656167	-0,004200013	False
Egypt	EGX 30 Index	-0,011195626	-0,012889295	-0,012991103	-0,019813642	True	Egypt	EGX 30 Index	-0,007789493	-0,009877969	-0,005274105	-0,010275649	False
Estonia	OMKT	-0,005737199	-0,006179132	-0,005595436	-0,009785769	True	Estonia	OMKT	-0,003773405	-0,004758601	-0,003490715	-0,005002539	False
EuroStoxx	Euro Stoxx 50	-0,004746868	-0,005450049	-0,006087057	-0,008934845	True	EuroStoxx	Euro Stoxx 50	-0,003381616	-0,004203024	-0,002942152	-0,004943835	False
Finland	OMXH25	-0,004464926	-0,005688098	-0,006434735	-0,009456769	True	Finland	OMXH25	-0,003481497	-0,004385160	-0,002926967	-0,005208138	False
France	CAC 40	-0,005732337	-0,006580986	-0,007158678	-0,010561082	True	France	CAC 40	-0,004025612	-0,005072098	-0,003440142	-0,005867751	False
GB	FTSE 100	-0,004688806	-0,005377226	-0,006078496	-0,008474706	True	GB	FTSE 100	-0,003034323	-0,004153221	-0,002951171	-0,004995022	False
Germany	DAX	-0,005372876	-0,006171705	-0,006988202	-0,010170022	True	Germany	DAX	-0,00276652	-0,004751395	-0,00329761	-0,00707006	False
Greece	AttheX Composite Share Price Index	-0,008731718	-0,010023251	-0,010783648	-0,015684646	True	Greece	AttheX Composite Share Price Index	-0,006134135	-0,007726917	-0,005638267	-0,009074086	False
Hong Kong	Hang Seng	-0,005691389	-0,006532221	-0,007635127	-0,011197946	True	Hong Kong	Hang Seng	-0,003990336	-0,005033339	-0,003434764	-0,006158943	False
Hungary	Budapest SE	-0,005326612	-0,006121671	-0,006443556	-0,009856272	True	Hungary	Budapest SE	-0,003727688	-0,004708073	-0,003465546	-0,005467081	False
India	Nifty 50	-0,005323323	-0,006126065	-0,006464173	-0,009459833	True	India	Nifty 50	-0,003736057	-0,004714815	-0,003212645	-0,005354447	False
India	BSE Sensex	-0,005254639	-0,006036694	-0,006373279	-0,009328031	True	India	BSE Sensex	-0,003681846	-0,004646262	-0,003155519	-0,005270941	False
Indonesia	IDX Composite	-0,00517649	-0,005939483	-0,005198724	-0,008276472	True	Indonesia	IDX Composite	-0,003642016	-0,004582881	-0,002646553	-0,004510939	False
Ireland	ISEQ Overall Index	-0,005438707	-0,006241088	-0,006862072	-0,010660292	True	Ireland	ISEQ Overall Index	-0,00382504	-0,004814462	-0,003398154	-0,005646226	False
Israel	TA 35	-0,004191727	-0,00480464	-0,005172769	-0,007792724	True	Israel	TA 35	-0,002559056	-0,003714885	-0,002500004	-0,004253607	False
Italy	FTSE MIB	-0,007007375	-0,008391449	-0,008074722	-0,012750784	True	Italy	FTSE MIB	-0,005124635	-0,006462464	-0,00461336	-0,007352591	False
Japan	Topix	-0,00688640	-0,007925562	-0,009164644	-0,013699378	True	Japan	Topix	-0,004862992	-0,00609580	-0,00356514	-0,007203075	False
Kazakhstan	KASE Index	-0,008403845	-0,009063954	-0,009348839	-0,010995853	True	Kazakhstan	KASE Index	-0,005857288	-0,007418712	-0,005218808	-0,007976258	False
Kuwait	Kuwait 15	-0,009691468	-0,011125271	-0,009454528	-0,012436862	True	Kuwait	Kuwait 15	-0,006087945	-0,008575981	-0,006477474	-0,008715049	False
Latvia	OMXR	-0,008810925	-0,01013079	-0,009306017	-0,013629735	True	Latvia	OMXR	-0,006156543	-0,007840801	-0,004389765	-0,007608243	False
Lithuania	OMXV	-0,046557375	-0,053553535	-0,004507109	-0,037023242	False	Lithuania	OMXV	-0,032885997	-0,041268622	-0,002443811	-0,009921616	False
Luxembourg	LuxX Index	-0,00873315	-0,010283022	-0,012468967	-0,018036779	True	Luxembourg	LuxX Index	-0,006339363	-0,007954374	-0,005862304	-0,010200899	False
Malaysia	FTSE Bursa Malaysia KLCI	-0,003697916	-0,005319057	-0,005784594	-0,009249427	True	Malaysia	FTSE Bursa Malaysia KLCI	-0,00216074	-0,002716976	-0,001748208	-0,002946453	False
Mauritius	SEMDEX	-0,002884129	-0,003334441	-0,003789269	-0,005845061	True	Mauritius	SEMDEX	-0,001980512	-0,002534562	-0,00154963	-0,003011814	False
Mexico	IPC	-0,006164284	-0,007063954	-0,007725189	-0,010472805	True	Mexico	IPC	-0,004354959	-0,00546431	-0,003982984	-0,006446865	False
Morocco	MASI	-0,006324217	-0,007259032	-0,007454974	-0,010826398	True	Morocco	MASI	-0,004442412	-0,005593694	-0,003815106	-0,006214786	False
Namibia	NSX Overall Index	-0,009329505	-0,010669006	-0,011813828	-0,016971281	True	Namibia	NSX Overall Index	-0,006581343	-0,0082626384	-0,005834982	-0,009774016	False
Netherlands	AEX	-0,004944721	-0,005678863	-0,006119005	-0,009321316	True	Netherlands	AEX	-0,003648280	-0,004373565	-0,002943375	-0,00531969	False
New Zealand	NZX 50 Index	-0,003786817	-0,004349827	-0,004186691	-0,006479021	True	New Zealand	NZX 50 Index	-0,002654547	-0,0033488	-0,002091512	-0,00347055	False
Norway	OBX Index	-0,005595388	-0,006430496	-0,006791888	-0,010826336	True	Norway	OBX Index	-0,003915607	-0,004945688	-0,003376501	-0,00590155	False
Oman	MSM 30	-0,004410263	-0,005039612	-0,005381074	-0,007490256	True	Oman	MSM 30	-0,003445747	-0,003920631	-0,003040305	-0,004590116	False
Pakistan	KSE 100 Index	-0,009052933	-0,010376437	-0,007644753	-0,011519898	True	Pakistan	KSE 100 Index	-0,006410474	-0,00803462	-0,005778356	-0,006121288	False
Peru	S&P Lima General Index	-0,004379355	-0,005036035	-0,005136676	-0,007314029	True	Peru	S&P Lima General Index	-0,003058677	-0,003868453	-0,002906706	-0,004419814	False
Philippines	PSEI Composite	-0,007030901	-0,008387935	-0,009280791	-0,013200275	True	Philippines	PSEI Composite	-0,005139126	-0,006469588	-0,00448386	-0,007772019	False
Poland	WIG	-0,005345659	-0,006142942	-0,006202162	-0,009255992	True	Poland	WIG	-0,003742423	-0,00472538	-0,003301635	-0,005276542	False
Portugal	PSI 20	-0,005655593	-0,006490327	-0,007070557	-0,010092696	True	Portugal	PSI 20	-0,003976857	-0,005006176	-0,003612832	-0,005881386	False
Qatar	QE 20 Index	-0,009982145	-0,011411599	-0,009641904	-0,010686649	False	Qatar	QE 20 Index	-0,007087055	-0,008870555	-0,005337078	-0,00624104	False
Romania	BET 10	-0,004587156	-0,005263528	-0,005249328	-0,007913533	True	Romania	BET 10	-0,003226902	-0,004060948	-0,002598873	-0,004355168	False
Russia	MICEX	-0,006372495	-0,007303433	-0,007644753	-0,010459598	True	Russia	MICEX	-0,00450299	-0,00564824	-0,004363412	-0,006542462	False
Russia	RTSI	-0,008644108	-0,009591557	-0,010116282	-0,014933484	True	Russia	RTSI	-0,006087040	-0,007654911	-0,005934284	-0,008516181	False
Saudi Arabia	Tadawul All Share	-0,007812633	-0,008967468	-0,010120333	-0,014819887	True	Saudi Arabia	Tadawul All Share	-0,00490135	-0,006914176	-0,004757813	-0,008257235	False
Serbia	BELEX	-0,007770314	-0,00891156	-0,009248465	-0,011645175	True	Serbia	BELEX	-0,00475154	-0,006882435	-0,005201507	-0,00771473	False
Singapore	STI Index	-0,004104381	-0,004714413	-0,005136075	-0,007822067	True	Singapore	STI Index	-0,002877546	-0,003622982	-0,00242482	-0,00431171	False
South Africa	FTSE/JSE All-Share Index	-0,005598898	-0,006587385	-0,006552202</									



Tabla 3.

Country	alpha=0.01 Índices	Normal VaR %	TVaR %	3ST VaR %	TVaR %	Country	alpha=0.05 Índices	Normal VaR %	TVaR %	3ST VaR %	TVaR %
1 Argentina	Merval	-4,847861197	-5,544288812	-6,028564727	-8,42239239	1 Argentina	Merval	-3,431689483	-4,302497123	-3,346505724	-5,142468356
2 Australia	S&P/ASX 200	-2,24960051	-2,575524527	-2,764661791	-3,899818302	2 Australia	S&P/ASX 200	-1,590828107	-1,995279714	-1,525681932	-3,348085198
3 Australia	All Ordinaries	-2,187079339	-2,504142879	-2,687095289	-3,784908985	3 Australia	All Ordinaries	-1,546361841	-1,939725773	-1,488259354	-2,284619661
4 Austria	ATX	-3,218573134	-3,681690967	-4,268452028	-5,96489556	4 Austria	ATX	-2,280437988	-2,85672869	-2,235180895	-3,572288034
5 Bahrain	All Share	-1,29638654	-1,484634231	-1,600252463	-2,327949715	5 Bahrain	All Share	-0,916711689	-1,149682723	-0,844113781	-1,34876227
6 Belgium	BEL 20	-2,828232878	-3,235569981	-3,520381383	-4,864916691	6 Belgium	BEL 20	-2,00383786	-2,510142578	-1,98606724	-3,007324407
7 Brazil	Bovespa	-4,627303535	-5,289548631	-5,451838051	-7,840872223	7 Brazil	Bovespa	-3,281408447	-4,10888158	-3,019294917	-4,665038652
8 Bulgaria	SOFIX	-3,42879117	-3,924674779	-4,338407796	-6,535579945	8 Bulgaria	SOFIX	-2,423756409	-3,041228517	-1,876964593	-3,480008348
9 Canada	S&P/TSX 60	-2,693161261	-3,082118236	-3,407036705	-4,82061062	9 Canada	S&P/TSX 60	-1,906196964	-2,389476816	-1,802700849	-2,86020462
10 Canada	S&P/TSX Composite	-2,506323528	-2,868825903	-3,239749413	-4,56816363	10 Canada	S&P/TSX Composite	-1,773193399	-2,223364393	-1,695077149	-2,710826807
11 Chile	IPSA	-2,396746182	-3,000873462	-3,600817904	-5,000817904	11 Chile	IPSA	-1,690539015	-2,12415462	-1,56226974	-2,94124121
12 China	CSI 300	-4,052014025	-4,634670346	-5,638498535	-7,855300973	12 China	CSI 300	-2,869432841	-3,596251474	-2,918393869	-4,688703561
13 China	SSE Composite Index	-3,700724808	-4,231841575	-4,863130302	-7,003873462	13 China	SSE Composite Index	-2,623660574	-3,285484226	-2,533773918	-4,080826108
14 Colombia	IGBC	-2,85799765	-3,275874173	-3,633344829	-5,281621104	14 Colombia	IGBC	-2,012131786	-2,531645117	-1,822402734	-3,006687834
15 Croatia	CROBEX	-3,300194122	-3,777637391	-4,364030762	-6,326829505	15 Croatia	CROBEX	-2,340987526	-2,930248894	-1,974056305	-3,535871642
16 Cyprus	Cyprus Main Market Index	-6,080222473	-6,921667226	-7,84413449	-11,042264606	16 Cyprus	Cyprus Main Market Index	-4,36488599	-5,42023763	-4,064391358	-5,63326195
17 Czech Republic	PX	-3,137840321	-3,588448083	-3,824737005	-5,49669728	17 Czech Republic	PX	-2,225236104	-2,785815301	-2,060813408	-3,241977791
18 Egypt	EGX 30 Index	-3,836516005	-4,390608449	-4,673822904	-6,401611464	18 Egypt	EGX 30 Index	-2,712438639	-3,403216912	-2,607041869	-3,97547327
19 Estonia	OMXT	-3,396458626	-3,887024036	-4,357588429	-6,590387336	19 Estonia	OMXT	-2,40228804	-3,013071900	-1,92224495	-4,080820548
20 EuroStoxx	Euro Stoxx 50	-3,003175532	-3,434506943	-3,712501897	-5,226584043	20 EuroStoxx	Euro Stoxx 50	-2,12987697	-2,66626925	-2,074010273	-3,172173669
21 Finland	OMXH25	-4,09700244	-4,683254744	-4,957151395	-7,844132123	21 Finland	OMXH25	-2,907048697	-3,63840979	-2,84443069	-3,65655915
22 France	CAC 40	-3,319357318	-3,795942408	-4,136852101	-5,763172054	22 France	CAC 40	-2,353756388	-2,946945958	-2,312669309	-3,525623702
23 GB	FTSE 100	-2,719757229	-3,111352674	-3,310706936	-4,575028626	23 GB	FTSE 100	-1,927420781	-2,414005056	-1,880423384	-2,836210154
24 Germany	DAX	-3,448989992	-3,945591369	-4,310517043	-6,008486875	24 Germany	DAX	-2,442691775	-3,606941925	-2,42429812	-3,789059336
25 Greece	Athex Composite Share Price Index	-4,444950109	-5,071514344	-5,330679392	-7,349194593	25 Greece	Athex Composite Share Price Index	-3,164872641	-3,951773214	-3,089677373	-4,596648362
26 Hong Kong	Hang Seng	-3,750028465	-4,285654079	-4,646020944	-6,563027187	26 Hong Kong	Hang Seng	-2,66204217	-3,330625553	-2,490094373	-3,916560342
27 Hungary	Budapest SE	-3,844936491	-4,398518621	-4,507180688	-7,081792061	27 Hungary	Budapest SE	-2,721902565	-3,412038231	-2,40771871	-3,905469769
28 India	Nifty 50	-3,462349394	-3,963088443	-4,281829041	-6,05418353	28 India	Nifty 50	-2,447393797	-3,070973712	-2,634576736	-3,451835333
29 India	BSE Sensex	-3,467970226	-3,969239396	-4,326892807	-6,104286752	29 India	BSE Sensex	-2,451819718	-3,076135333	-2,364351035	-3,600000077
30 Indonesia	IDX Composite	-3,575192942	-4,091375661	-4,617868734	-6,558476177	30 Indonesia	IDX Composite	-2,528670133	-3,171686619	-3,359904116	-3,847470647
31 Ireland	ISEQ Overall Index	-3,077559803	-3,520396459	-3,997808859	-5,650394903	31 Ireland	ISEQ Overall Index	-2,180806977	-2,73163141	-2,067375215	-3,337119196
32 Israel	TA 35	-2,796487369	-3,202424071	-3,805399438	-6,427016163	32 Israel	TA 35	-1,97494816	-2,479549105	-1,945739368	-3,914203509
33 Italy	FTSE MIB	-3,581395558	-4,092114638	-4,382664433	-6,002174585	33 Italy	FTSE MIB	-2,546038886	-3,182180321	-2,540075475	-3,768890385
34 Japan	Topix	-3,171685391	-3,625174303	-3,874749884	-5,313065892	34 Japan	Topix	-2,252042418	-2,816953469	-2,150607766	-3,24708997
35 Kazakhstan	KASE Index	-5,962399281	-6,81701879	-7,353798047	-10,55064211	35 Kazakhstan	KASE Index	-4,232906368	-5,29709247	-3,356825795	-5,995332638
36 Kuwait	Kuwait 15	-1,764768691	-2,018880854	-1,894197017	-2,695277148	36 Kuwait	Kuwait 15	-1,251726436	-1,566615919	-1,146373255	-1,666017607
37 Latvia	OMXR	-3,198041831	-3,662532906	-3,888360014	-5,466918825	37 Latvia	OMXR	-2,25711704	-2,835123434	-2,319452624	-3,162598758
38 Lithuania	OMXV	-2,308262104	-2,646093088	-2,959305982	-4,451506561	38 Lithuania	OMXV	-1,625296362	-2,046621938	-1,35076578	-2,406517285
39 Luxembourg	LuxX Index	-2,960407546	-3,385723526	-3,469512282	-4,932966685	39 Luxembourg	LuxX Index	-2,099377482	-2,628221089	-1,962995954	-2,986334366
40 Malaysia	FTSE Bursa Malaysia KLCI	-2,975086968	-3,495195794	-3,531551151	-4,902260135	40 Malaysia	FTSE Bursa Malaysia KLCI	-2,110894683	-2,641685642	-2,160170766	-3,88631875
41 Mauritius	SEMDEX	-1,40212934	-1,609857339	-1,717551472	-2,81408095	41 Mauritius	SEMDEX	-0,983038625	-1,240215484	-0,710248149	-1,381057058
42 Mexico	IPC	-3,195650451	-3,659845562	-4,192613048	-6,300789761	42 Mexico	IPC	-2,2556529	-2,833090661	-2,112900128	-3,31754952
43 Morocco	MASI	-1,729744178	-1,983581234	-2,185271747	-3,153179405	43 Morocco	MASI	-1,217260234	-1,513180587	-1,105272305	-1,816237683
44 Namibia	NSX Overall Index	-3,52328748	-4,030321194	-4,247957892	-5,930832041	44 Namibia	NSX Overall Index	-2,495464337	-3,126967651	-2,382066192	-3,28852785
45 Netherlands	AEX	-3,298467209	-3,771499438	-4,236465227	-6,006981431	45 Netherlands	AEX	-2,340059683	-2,928844594	-2,355674667	-3,244351024
46 New Zealand	NZX 50 Index	-1,56435175	-1,795494011	-1,892236068	-2,70522264	46 New Zealand	NZX 50 Index	-1,097852849	-1,384148842	-1,061392976	-1,612170812
47 Norway	OBX Index	-3,459190221	-3,958213668	-4,125911562	-5,44488577	47 Norway	OBX Index	-2,447508666	-3,069072645	-2,326866007	-3,247210467
48 Oman	MSM 30	-3,14358282	-3,595718882	-3,1822404	-4,918835332	48 Oman	MSM 30	-2,227859487	-2,790357834	-2,132611211	-2,516454432
49 Pakistan	KSE 100 Index	-3,393777874	-3,88776902	-4,662752892	-6,426169453	49 Pakistan	KSE 100 Index	-2,392611199	-3,007701692	-2,463245752	-3,908689442
50 Peru	S&P Lima General Index	-3,06067976	-3,805739633	-3,827780314	-5,700372327	50 Peru	S&P Lima General Index	-2,159394675	-2,713007799	-2,113178369	-3,167514574
51 Philippines	PSEI Composite	-3,242438103	-3,70861276	-4,036921904	-5,75053864	51 Philippines	PSEI Composite	-2,298069478	-2,878197905	-2,113178439	-3,383750958
52 Poland	WIG	-3,115818956	-3,565547089	-3,771840194	-5,180905282	52 Poland	WIG	-2,205012024	-2,764484303	-2,166971044	-3,238385862
53 Portugal	PSI 20	-2,824959352	-3,229897466	-3,531485195	-4,902260135	53 Portugal	PSI 20	-2,005450347	-2,508749435	-1,974937801	-3,080364467
54 Qatar	QE 20 Index	-5,420246146	-6,189797021	-5,338912536	-8,013518526	54 Qatar	QE 20 Index	-3,853064116	-4,817036661	-4,134005838	-5,134005838
55 Romania	BET 10	-3,71941348	-4,255264133	-4,242762887	-6,844716863	55 Romania	BET 10	-2,632666555	-3,00453012	-2,404384351	-3,945684752
56 Russia	MICEX	-5,80273712	-6,6276493	-7,522152031	-9,70372523	56 Russia	MICEX	-4,121624066	-5,155925439	-5,61415474	-6,188844244
57 Russia	RTSI	-4,526473192	-5,167425137	-6,031695387	-9,115847175	57 Russia	RTSI	-3,224567499	-4,024900859	-2,554615911	-4,771010358
58 Saudi Arabia	Tadawul All Share	-3,197657664	-3,659071875	-4,58641912	-6,903243487	58 Saudi Arabia	Tadawul All Share	-2,263005601	-2,837153606	-2,055539894	-3,808997156
59 Serbia	BELEX	-2,901302059	-3,315394416	-3,529726302	-4,943606955	59 Serbia	BELEX	-2,063193979	-2,57748632	-2,390622784	-3,70622784
60 Singapore	STI Index	-2,630646462	-3,009370271	-3,246463074	-4,596787032	60 Singapore	STI Index	-1,864510458	-2,334979782	-1,789362182	-2,72745582
61 South Africa	FTSE/JSE All-Share Index	-2,796469989	-3,20431816	-3,422406674	-4,645640591	61 South Africa	FTSE/JSE All-Share Index	-1,972868449	-2,478684807	-2,093032186	-2,910651514
62 South Korea	KOSPI	-3,92807062	-4,4908417	-5,191744912	-7,283684526	62 South Korea	KOSPI	-2,786219512	-3,487946152	-2,773269946	-4,37426674
63 Spain	IBEX 35	-3,43407289	-3,926319596	-4,024935049	-5,53072307	63 Spain	IBEX 35	-2,436456724	-3,04936554	-2,390617076	-3,49278518
64 Sri Lanka	CSE All-Share	-2,511588551	-3,943501389	-4,071673367	-5,416353657	64 Sri Lanka	CSE All-Share	-1,768593522	-2,244308387		



Tabla 4.

Country	alpha=0.01 Índices	Normal			3St			Country	alpha=0.05 Índices	Normal			3St			
		Var %	TVaR %	Var %	TVaR %	Var %	TVaR %			Var %	TVaR %	Var %	TVaR %	Var %	TVaR %	
Argentina	Merval	-1,010109203	-1,160748002	-1,271279331	-1,865999847	1 Argentina	Merval	-0,706453956	-0,89275476	-0,574873234	-1,03043419					
Australia	S&P/ASX 200	-0,561537114	-0,644090819	-0,741489897	-1,091238477	2 Australia	S&P/ASX 200	-0,395305579	-0,497263612	-0,326632371	-0,596839374					
Australia	All Ordinaries	-0,529763581	-0,607683808	-0,69414904	-1,023697575	3 Australia	All Ordinaries	-0,372873172	-0,469100074	-0,304077438	-0,558103675					
Austria	ATX	-0,579710228	-0,666105132	-0,706208098	-1,035521226	4 Austria	ATX	-0,405732319	-0,512443423	-0,353780312	-0,585864206					
Bahrain	All Share	-0,61974803	-0,711560629	-0,664233643	-0,972937842	5 Bahrain	All Share	-0,434864535	-0,548259913	-0,345053735	-0,556986234					
Belgium	BEL 20	-0,510116731	-0,585272403	-0,636764439	-0,952367949	6 Belgium	BEL 20	-0,358790056	-0,451606979	-0,311182775	-0,525329779					
Brazil	Bovespa	-1,006566829	-1,153414128	-1,111184604	-1,611251822	7 Brazil	Bovespa	-0,71051295	-0,892170041	-0,57973033	-0,93188861					
Bulgaria	SOFIX	-0,666653415	-0,765123618	-0,70964895	-1,071371667	8 Bulgaria	SOFIX	-0,468323998	-0,589976879	-0,372411369	-0,601143972					
Canada	S&P/TSX 60	-0,445497339	-0,510882212	-0,577505274	-0,824199053	9 Canada	S&P/TSX 60	-0,31381657	-0,394598759	-0,29532779	-0,481302296					
Canada	S&P/TSX Composite	-0,410444848	-0,470698333	-0,53091167	-0,755621241	10 Canada	S&P/TSX Composite	-0,289158581	-0,363524938	-0,273944201	-0,443420303					
Chile	IPSA	-0,6381069	-0,72567608	-0,521825868	-0,750808548	11 Chile	IPSA	-0,4478459	-0,564544078	-0,285084887	-0,449339861					
China	CSI 300	-0,566883786	-0,650727962	-0,719065114	-1,033248634	12 China	CSI 300	-0,398050423	-0,501604811	-0,38025671	-0,605364669					
China	SSE Composite Index	-0,53659434	-0,615248694	-0,720501777	-1,03815310	13 China	SSE Composite Index	-0,378224011	-0,475358888	-0,365626061	-0,599191132					
Colombia	IGBC	-0,478151257	-0,540860173	-0,570842066	-0,812319544	14 Colombia	IGBC	-0,337408579	-0,423728743	-0,313494138	-0,486511379					
Croatia	CROBEX	-0,624466637	-0,714814731	-0,732971939	-1,188762664	15 Croatia	CROBEX	-0,442578871	-0,554155332	-0,339342658	-0,605040821					
Cyprus	Cyprus Main Market Index	-1,63555788	-1,871958794	-0,97912853	-2,977655184	16 Cyprus	Cyprus Main Market Index	-1,15840612	-1,451226420	-1,125242201	-1,772259627					
Czech Republic	PX	-0,446821171	-0,53627952	-0,488617401	-0,73756119	17 Czech Republic	PX	-0,313675385	-0,395335050	-0,2562564296	-0,419120551					
Egypt	EGX 30 Index	-1,113318983	-1,280583373	-1,290708247	-1,961864198	18 Egypt	EGX 30 Index	-0,775923315	-0,982934233	-0,526022127	-0,122303521					
Estonia	OMXT	-0,536573217	-0,610600807	-0,579581107	-0,79557281	19 Estonia	OMXT	-0,376629446	-0,474729577	-0,348462962	-0,499273324					
EuroStox	Euro Stoxx 50	-0,473742583	-0,543252478	-0,688848848	-0,889901212	20 EuroStox	Euro Stoxx 50	-0,333259936	-0,419420573	-0,29369298	-0,486511379					
Finland	OMXH25	-0,494249562	-0,567185743	-0,641047678	-0,942289274	21 Finland	OMXH25	-0,347543836	-0,437505753	-0,292268803	-0,519459908					
France	CAC 40	-0,571593821	-0,655937848	-0,713316119	-1,050550969	22 France	CAC 40	-0,401752632	-0,509525378	-0,343423145	-0,585056945					
GB	FTSE 100	-0,467783071	-0,53627952	-0,606005905	-0,890779404	23 GB	FTSE 100	-0,329886978	-0,414460807	-0,294682086	-0,498256794					
Germany	DAX	-0,535846824	-0,615269877	-0,697834092	-1,011842524	24 Germany	DAX	-0,375926861	-0,474012485	-0,329217934	-0,569075152					
Greece	Athex Composite Share Price Index	-0,869370752	-0,997318612	-1,07251309	-1,574125079	25 Greece	Athex Composite Share Price Index	-0,611553875	-0,769714077	-0,562240152	-0,902497319					
Hong Kong	Hang Seng	-0,567522837	-0,651590028	-0,760653707	-1,113583531	26 Hong Kong	Hang Seng	-0,39823847	-0,502069298	-0,344170401	-0,616684944					
Hungary	Budapest SE	-0,531245658	-0,610297198	-0,624825451	-0,934171905	27 Hungary	Budapest SE	-0,37207465	-0,469700766	-0,345954833	-0,545216142					
India	Nifty 50	-0,531814081	-0,61073893	-0,644335266	-0,945284775	28 India	Nifty 50	-0,372908624	-0,470371818	-0,320748795	-0,534013774					
India	BSE Sensex	-0,524085704	-0,60185075	-0,635301296	-0,928465998	29 India	BSE Sensex	-0,367507675	-0,463542924	-0,315055485	-0,525702735					
Indonesia	IDX Composite	-0,516311546	-0,592188881	-0,518523385	-0,851119834	30 Indonesia	IDX Composite	-0,3635392	-0,457239585	-0,264305398	-0,450024264					
Ireland	ISEQ Overall Index	-0,542394433	-0,622165259	-0,68385812	-1,005153656	31 Ireland	ISEQ Overall Index	-0,381773361	-0,48028914	-0,339238706	-0,564821444					
Israel	TA 35	-0,418295348	-0,479311599	-0,515941373	-0,776243988	32 Israel	TA 35	-0,29547283	-0,37079936	-0,249688156	-0,424726162					
Italy	FTSE MIB	-0,72798973	-0,836338364	-0,866694598	-1,267605773	33 Italy	FTSE MIB	-0,51152644	-0,644162722	-0,460273431	-0,732562707					
Japan	Topix	-0,687276349	-0,789423747	-0,912277663	-1,360596849	34 Japan	Topix	-0,481529128	-0,60773383	-0,355872201	-0,717719543					
Kazakhstan	KASE Index	-0,836863142	-0,962349247	-0,938483714	-1,290553136	35 Kazakhstan	KASE Index	-0,584016363	-0,739126087	-0,52052135	-0,794453224					
Kuwait	Kuwait 15	-0,964465578	-1,06361644	-0,989613444	-1,235984351	36 Kuwait	Kuwait 15	-0,67842303	-0,853931212	-0,645646702	-0,877118347					
Latvia	OMXR	-0,87722246	-1,007964663	-0,92630068	-1,353727084	37 Latvia	OMXR	-0,613763054	-0,773386367	-0,438014397	-0,757937324					
Lithuania	OMKV	-0,459020645	-0,519692013	-0,494966714	-28,61091802	38 Lithuania	OMKV	-0,325511345	-0,424866699	-0,244082685	-0,675733532					
Luxembourg	LuxX Index	-0,89331747	-1,02303322	-1,23917899	-1,78750090	39 Luxembourg	LuxX Index	-0,613931168	-0,792282213	-0,514951381	-1,014933575					
Malaysia	FTSE Bursa Malaysia KLCI	-0,306321493	-0,351281642	-0,35993822	-0,523567292	40 Malaysia	FTSE Bursa Malaysia KLCI	-0,21584069	-0,271328859	-0,174668072	-0,294211672					
Mauritius	SEMDEX	-0,287997409	-0,33278943	-0,378208977	-0,58280116	41 Mauritius	SEMDEX	-0,197851598	-0,253135685	-0,156373931	-0,300728323					
Mexico	IPC	-0,614532441	-0,703906283	-0,723368832	-1,07694172	42 Mexico	IPC	-0,43454903	-0,544944737	-0,493347097	-0,337078068	-0,588416983				
Morocco	MASI	-0,63642616	-0,723274864	-0,742725249	-1,077779666	43 Morocco	MASI	-0,44335086	-0,558130622	-0,380783803	-0,619553136					
Namibia	NSX Overall Index	-0,92861275	-1,063900672	-1,174431864	-1,682808015	44 Namibia	NSX Overall Index	-0,655793327	-0,822331143	-0,581799131	-0,972640589					
Netherlands	AEX	-0,493251585	-0,565276834	-0,61021697	-0,917080481	45 Netherlands	AEX	-0,346228053	-0,436401487	-0,293904778	-0,501932954					
New Zealand	NZX 50 Index	-0,377965612	-0,434038046	-0,416001423	-0,645807075	46 New Zealand	NZX 50 Index	-0,265102688	-0,334319908	-0,202709495	-0,346420463					
Norway	OBX Index	-0,557976281	-0,640966491	-0,702336883	-1,076941741	47 Norway	OBX Index	-0,39082437	-0,493347097	-0,337078068	-0,588416983					
Oman	MSM 30	-0,440055157	-0,50269342	-0,53666223	-0,746274718	48 Oman	MSM 30	-0,313963935	-0,391295884	-0,303568828	-0,457957975					
Pakistan	KSE 100 Index	-0,901841075	-1,032278729	-1,109583206	-1,585811777	49 Pakistan	KSE 100 Index	-0,638997099	-0,800242826	-0,57616939	-0,927865641					
Peru	S&P Lima General Index	-0,43697992	-0,502338998	-0,512350583	-0,728734633	50 Peru	S&P Lima General Index	-0,305400432	-0,386098081	-0,293042855	-0,446010610					
Philippines	PSEI Composite	-0,728355152	-0,835286951	-0,923803575	-1,311335347	51 Philippines	PSEI Composite	-0,512594828	-0,644870503	-0,482691255	-0,774189472					
Poland	WIG	-0,53313964	-0,612411283	-0,620085703	-0,921328725	52 Poland	WIG	-0,373524915	-0,471423265	-0,329618517	-0,526264539					
Portugal	PSI 20	-0,563962981	-0,646469310	-0,704615161	-1,004205858	53 Portugal	PSI 20	-0,396895961	-0,499366605	-0,360361378	-0,586412444					
Qatar	QE 20 Index	-0,993755921	-1,1346669372	-0,956886881	-1,594023724	54 Qatar	QE 20 Index	-0,708305931	-0,883132616	-0,532238644	-0,858702293					
Romania	BET 10	-0,457651111	-0,524966995	-0,523574328	-0,788705787	55 Romania	BET 10	-0,322170409	-0,405771038	-0,295549114	-0,434569843					
Russia	MICEX	-0,655223632	-0,726782489	-0,761560623	-1,049652128	56 Russia	MICEX	-0,44901877	-0,563231892	-0,435930588	-0,652289455					



## Relación de documentos

(X) Memoria 45 páginas

(X) Anexos 5 páginas

Zaragoza, a 27 de Septiembre de 2022

Firmado: Jorge García Alonso