Universidad de Buenos Aires
Facultad de Ciencias Económicas
Escuela de Estudios de Posgrado

**MAESTRÍA EN GESTIÓN ECONÓMICA Y FINANCIERA DE RIESGOS**

TESIS DE MAESTRÍA

# Comparación de las medidas Valor al riesgo y Valor al riesgo complementario.

Caso sectores energético y financiero en Argentina entre los años 2017 y 2020.

AUTOR: DIANA ALEXANDRA ALVAREZ BUSTOS. Diana Alvarez

DIRECTOR: JAVIER IGNACIO GARCÍA FRONTI.

2020

# Agradecimientos

Agradecimientos para la Universidad de Buenos Aires y en especial para la Maestría en gestión económica y financiera de riesgos.

Agradecimientos al Dr. Javier Ignacio García Fronti por brindarme su apoyo y guiarme en el desarrollo de esta investigación y al Dr. Martin Masci por sus aportes en el inicio de mi trabajo de grado.

Agradezco especialmente a mi familia por confiar y apoyarme en este camino, por hacer hasta lo imposible para ayudarme a cumplir mi sueño, son mi motor. Agradezco también a Franco André Mejía por su apoyo incansable y ayuda a lo largo de este proceso.

A toda mi familia y amigos que transitaron a mi lado esta hermosa experiencia y me llenaron de fuerza para culminar esta etapa.

# Resumen

La presente investigación tiene como fin dar a conocer dos de las medidas más utilizadas por los equipos de administración de riesgos en las compañías para identificar y controlar aquellas actividades que son potencialmente peligrosas para su funcionamiento. Estas medidas no solo son las más utilizadas por las ventajas que ofrecen al tener un proceso bastante sencillo para su implementación y seguimiento, sino porque además son las recomendadas por los entes de control para realizar una adecuada medición y manejo de los riesgos asociados al mercado.

El documento se desarrolla por capítulos que van guiando al lector a conocer desde la teoría y apoyándose en la práctica, dos modelos ampliamente utilizados en la gestión de riesgos a nivel global, el Value at Risk (VaR) y el Expected Shortfall (ES). Muestra sus principales características y da un paneo general de lo que significa su uso, ventajas que ofrece a las entidades en cuanto a la cuantificación de posibles pérdidas. En el capítulo 1 se realiza un paneo general de los aportes teóricos más importantes frente al tema y se contrastan dichas definiciones para caracterizar ambas medidas. El capítulo 2 recopila y analiza algunas técnicas de comparación entre las dos medidas que ya han sido utilizadas en el campo investigativo para demostrar el alcance de cada una y, además, pretende demostrar la superioridad del Expected Shortfall sobre el Value at Risk en momentos de shocks del mercado, se explican cuatro métodos y se elige el que se aplica en esta investigación, el Backtesting.

En el capítulo 3 se realiza la aplicación de las medidas por medio de las herramientas RStudio y Excel. Para esto, se eligieron los precios de cierre de las dos empresas con mayor volumen de negociación en el índice MERVAL de los sectores económicos energético y financiero; dos por cada uno para un total de cuatro sets de datos. En RStudio se recopilaron y transformaron los datos generando los retornos logarítmicos que se convierten en el principal input de los modelos y que darán como resultado las dos medidas. Posteriormente se exporta la información a Excel y se le da formato para su presentación en la investigación.

El capítulo 4 desarrolla una comparación del funcionamiento de ambas medidas frente a momentos de estrés o de calma en el mercado. Se realiza por medio de la técnica de Backtesting propuesta por el comité internacional de Basilea para controlar que las medidas estén reflejando adecuadamente la situación de las compañías y se estén ajustando a las variaciones del mercado.

Por último, se mencionan las conclusiones a las que se llegaron contrastando los resultados obtenidos con la hipótesis inicial que busca comprobar que el Expected Shortfall es una medida coherente al contar con la propiedad de subaditividad y, además, por confección, permite tener en cuenta eventos extremos; ofreciendo así un mejor performance en momentos de estrés de mercado.

**Palabras clave:** Acciones - Modelos de mercados financieros - Acuerdos de Basilea - Regulación financiera - Riesgo financiero - Riesgo de mercados – Value at Risk – Expected Shortfall – Backtesting.

**Clasificación JEL**: C580, G180, G32

# Índice

Agradecimientos ..... 2
Resumen ..... 3
1. Introducción. ..... 7
2. Planteamiento del problema. ..... 9
2.1. Problema de investigación. ..... 9
2.2 Objetivos ..... 10
2.2.1 Objetivo general. ..... 10
2.2.2 Objetivos específicos. ..... 11
2.3 Hipótesis. ..... 11
3. Marco teórico. ..... 11
3.1 Características estadísticas básicas. ..... 12
3.1.1 Media ..... 12
3.1.2 Varianza ..... 12
3.1.3 Desviación estándar ..... 12
3.1.4 Asimetría ..... 13
3.1.5 Curtosis ..... 13
3.1.6 Cuantiles y Rango intercuantílico ..... 13
3.2 Riesgo Financiero ..... 14
3.2.1 Riesgo de mercado ..... 14
3.2.2 Riesgo de crédito ..... 14
3.2.3 Riesgo de liquidez ..... 15
3.2.4 Riesgo operacional ..... 15
3.3 Medida de riesgo ..... 15
3.3.1 Cálculo de una medida de riesgo ..... 18
3.4 Acuerdos de Basilea. ..... 19
3.4.1 Basilea I: Acuerdo original convergencia internacional medición y regulación de capital. ..... 20
3.4.2 Basilea II: Marco integrado convergencia internacional medidas y normas de capital. 21
3.4.3 Basilea III: Marco regulador global para reforzar bancos y sistemas bancarios. 22
3.5 Teoría de precios. ..... 22
3.5.1 Distribución normal ..... 22
3.5.2 Proceso estocástico ..... 23

3.5.3 Retornos logarítmicos ..... 23
3.5.4 Proceso del “evento raro” ..... 24
3.6 Índices bursátiles. ..... 25
3.6.1 Índice MERVAL. ..... 25
3.6.2 Sector financiero ..... 28
3.6.3 Sector energético ..... 29
3.7 Teoría de Carteras de inversión. ..... 29
4. Metodología y técnicas a utilizar. ..... 31
5. Value at Risk y Expected Shortfall, características y definición. ..... 32
5.1 Value at Risk ..... 32
5.2 Expected Shortfall (ES) ..... 36
6 Métodos de comparación de las medidas de riesgo. ..... 40
6.1 Método ARMA/GARCH ε ..... 40
6.2 Comparación por eficiencia de las medidas. ..... 43
6.3 Método de copulas, teoría de valores extremos. ..... 44
6.4 Backtesting. ..... 46
6.4.1 Método 1. ..... 47
6.4.2 Método 2. ..... 49
7 Aplicación Value At Risk y Expected Shortfall. ..... 53
7.2 Características estadísticas de los datos. ..... 55
7.3 Cálculo de las medidas de riesgo. ..... 67
8 Backtesting de las medidas de riesgo VaR y ES. ..... 72
9. Conclusiones. ..... 79
Bibliografía ..... 82

# 1. Introducción.

El riesgo ha sido definido de diferentes maneras a lo largo del tiempo, (JP Morgan, 1996) en el documento técnico RiskMetrics lo define como el grado de incertidumbre de un flujo futuro de retornos que puede tomar muchas formas, una de estas es el llamado riesgo de mercado, que engloba los eventos que crean incertidumbre en los flujos de fondos futuros de una inversión como resultado de cambios en las condiciones de las operaciones de compra y venta en el mercado financiero.

Por el alto impacto que tienen dentro de las economías, se hace indispensable que dichos riesgos sean identificados, cuantificados, monitoreados y controlados como forma de evitar incurrir en situaciones adversas sobre los retornos de las inversiones. Este proceso implica que las entidades implementen las políticas de los entes reguladores y que definan internamente como aplicarán las medidas de riesgo haciéndolas consecuentes con lo propuesto por los reguladores.

El Banco Internacional de Pagos (BIS por sus siglas en inglés), es la entidad que se encarga de proponer los modelos para identificar, medir y prevenir los riesgos a los que se exponen las entidades cuando ocurre un shock en la economía. Entre los principales creados para cuantificar el riesgo de mercado se encuentran el Value at Risk (VaR) y el Expected Shortfall (ES), estas medidas estiman el riesgo total de que una inversión o un portafolio de inversiones presenten pérdidas y lo expresan en un solo número, lo que dota a estas medidas de sencillez en su implementación. Ambas serán objeto de esta investigación.

El Value at Risk es la medida de riesgo más utilizada, su popularidad se debe a que es muy fácil de entender y además muy fácil de testear basándose en la experiencia de número de pérdidas y comparando el riesgo actual con el riesgo predicho; si el primero es mayor al segundo, se debe ajustar el modelo porque no predice correctamente. En el marco regulatorio del comité de Basilea se recomienda que sea calculada bajo un intervalo de confianza del 99% y con una ventana temporal de 10 días, como resultado se obtendrá el capital requerido para mantener ese nivel de riesgo en la entidad, después se contabilizan los días que las

pérdidas pasaron el número VaR y de acuerdo al resultado, la entidad es castigada con un mayor capital requerido.

Las principales críticas que se le ha hecho a este modelo son: primero, la incapacidad que tiene para capturar el riesgo presente en la cola de la distribución, ya que la medida especifica el valor a partir del cual se empiezan a considerar pérdidas, pero no especifica a cuanto pueden ascender las mismas. Y Segundo, que viola la propiedad matemática de subaditividad, lo que significa que el VaR de dos inversiones combinadas es mayor que la suma de los VaR independientes de cada una, lo que implicaría que la diversificación aumenta el riesgo yendo en contravía de los estándares en finanzas.

Estas dos razones aceleraron la adopción de otra medida de riesgo que tenga en cuenta la pérdida esperada en la cola de la distribución. Dicha medida es el Expected Shortfall (ES), que básicamente se enfoca en la pérdida esperada en los días donde se excede el VaR. Debido a que el ES resolvía las dos problemáticas de las que era objeto el VaR, el comité de Basilea como ente regulador decide remplazar el uso de esta medida con el ES al 97,5% el cual es la medida oficial para el cálculo del capital requerido desde 2013.

Por lo anterior, esta investigación muestra en un primer momento la definición de cada una de las medidas apoyándose en un marco teórico creado a partir de los principales autores de la materia, después muestra la implementación de ambas medidas en un portafolio elegido y, por último, realiza una comparación entre ambas medidas por el método backtesting demostrando que el Expected Shortfall tiene un mejor funcionamiento frente al Value at Risk.

Además, se espera que sirva como punto de partida para futuras investigaciones que deseen, desde el campo de la academia, desarrollar mejoras al modelo para así seguir enriqueciéndolo y aportando al desarrollo de nuevas y mejores medidas.

# 2. Planteamiento del problema.

## 2.1. Problema de investigación.

El sistema financiero nace como intermediario entre los agentes económicos permitiendo el libre intercambio de bienes y servicios, tiene un rol muy importante al reducir las ineficiencias derivadas de la existencia de costos de información y de transacción entre los agentes; siendo así un elemento clave para la economía de cualquier país. (Pussetto, 2008)

Al ser tan importante, es necesario que sea blindado contra cualquier riesgo que pueda afectar su equilibrio y con él la estabilidad del país. A lo largo de la historia, el mundo ha experimentado en varias oportunidades crisis económicas que han llevado al borde del colapso al sistema amenazando dicha estabilidad mundial, por lo cual se crea el comité regulatorio de Basilea en 1975 como un consenso entre los dirigentes de los países miembros del G-10 buscando regular de manera general las actividades bancarias en pro de evitar situaciones de estrés de mercado tan fuertes como para desestabilizar la economía.

Las normas de regulación bancaria del comité de Basilea nacen como respuesta a las fuertes crisis que atravesó el mundo teniendo como objetivo central evitar el llamado "efecto contagio" entre países cuando una crisis parece inminente o se encuentra en proceso, este efecto es definido como una crisis de confianza exacerbada por un ambiente con alta aversión al riesgo donde se pone en duda la solvencia de las grandes industrias y de los bancos principalmente por su cautela al realizar operaciones de compra y venta de activos. (Farhi & Macedo Cintra, 2009)

Actualmente se encuentra en vigor Basilea III; nace a raíz de la crisis económica de 2007-2008 como respuesta a las fallas de sus antecesoras. Compuesta por tres pilares, para esta investigación será relevante el pilar número dos que trata sobre la gobernanza donde se encuentran consignados los estándares de funcionamiento y definición de calidad del activo y requerimientos mínimos de capital para que en el momento de una crisis el banco pueda

responder a sus acreedores sin inconvenientes y evitando caer en la quiebra. (BIS, Basel III: international regulatory framework for banks, 2011)

La herramienta principal de medición del capital expuesto al riesgo para el acuerdo de Basilea III es el Value at Risk (VaR) que en su sentido básico explica cuál es la mínima pérdida que podría tenerse dado el escenario propuesto la cual es una excelente medida para activos individuales, pero presenta problemas al estimar el riesgo de una cartera de negociación porque lo subestima. Por ello, Basilea intenta subsanar en su último acuerdo (Basilea 3,5) esta falla metodológica y decide recomendar otra medida, el Expected Shortfall (ES) o pérdida esperada, que permite la medición del riesgo presente en las colas de la distribución al considerar el tamaño de la posición y la probabilidad de ocurrencia de un evento de pérdida; cosa que el VaR no permite.

En consecuencia, la investigación se centra en clarificar como los últimos movimientos económicos sufridos en el país a cuenta de las decisiones macroeconómicas tomadas y el momento coyuntural que atraviesa la economía mundial, afectaron a las empresas de los rubros financiero y energético. Aplicando la metodología de medición de capital expuesto al riesgo recomendada por Basilea 3.5 (Expected Shortfall y Value at Risk) y demostrando que el Expected Shortfall es más preciso al tener en cuenta los eventos de estrés que puedan llegar a presentarse en cualquier economía para entender cómo afecta esto a la solvencia de dichas empresas.

## 2.2 Objetivos

### 2.2.1 Objetivo general.

- ✓ Demostrar que el Expected Shortfall es superior al Value at Risk en la medición del riesgo de mercado al que se ven expuestas las entidades cuando ocurren eventos de estrés.

### 2.2.2 Objetivos específicos.

- ✓ Comparar las medidas de riesgo de mercado propuestas por la norma, Value at Risk y Expected Shortfall. Encontrar diferencias, similitudes, ventajas y desventajas de ambas medidas.

- ✓ Aplicar ambas medidas a una cartera de inversión que será creada a partir de los precios de cierre de cuatro acciones de los sectores financiero y energético del MERVAL (las dos de mayor volumen de negociación de cada uno) por medio de herramientas sistémicas.

- ✓ Realizar una comparación del funcionamiento de ambas medidas bajo situaciones de estrés de mercado para elegir la mejor.

## 2.3 Hipótesis.

El Value at Risk y el Expected Shortfall determinan el valor al riesgo en situaciones de estrés económico. Por su confección, el Expected Shortfall es una medida mucho más acertada en cuanto a la cuantificación del riesgo ya que tiene en cuenta los eventos extremos a los que puede estar expuesto un mercado.

# 3. Marco teórico.

A partir del análisis de los diferentes desequilibrios económicos ocurridos a lo largo de la historia moderna, se determina la necesidad de la estandarización de las prácticas de medición, seguimiento, control y evaluación de los posibles riesgos a los que pueda estar expuesta una organización; en este sentido, se piensa en el riesgo como la forma de mesurar el impacto de un evento, generalmente asociado a las pérdidas. En contra parte, la incertidumbre entonces, refiriéndose a las ganancias, se entiende como la ausencia de dicha medición bien sea por falta de información o porque no puede ser medido dado que el espacio de ocurrencia del evento no está claramente delimitado. (Masci, 2017) A continuación, se definen los conceptos que ayudarán a entender la teoría detrás de las medidas de riesgo.

## 3.1 Características estadísticas básicas.

### 3.1.1 Media

Es el valor que representa el centro de ubicación de los datos dentro de la distribución.

$$\mu = E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx \tag{3.1}$$

Donde X es continua con una función de densidad $f(x)$. (Alexander, 2008)

### 3.1.2 Varianza

La varianza de una variable aleatoria X se denota como $\sigma^2$ y representa la dispersión de los datos frente al centro de densidad. Para una variable continua:

$$\sigma^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x) dx \tag{3.2}$$

Donde $x$ es continua con función de densidad $f(x)$ (Alexander, 2008)

### 3.1.3 Desviación estándar

Corresponde a la raíz cuadrada de la varianza, es una medida del monto de la dispersión de los datos del set. Una desviación estándar grande indica que el conjunto de datos se extiende en un rango amplio, mientras que, si es pequeña, indica que los datos están cercanos a la media. (Skaar, 2017)

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2} \tag{3.3}$$

### 3.1.4 Asimetría

Se le conoce como el tercer momento sobre la media, si la densidad de los datos es simétrica, ésta será igual a cero. Muestra cómo se ubican los datos con respecto al centro de densidad, bien sea a la derecha o a la izquierda de la media. (Alexander, 2008) Matemáticamente puede ser definida de la siguiente manera:

$$\tau = \frac{\mu_3}{\sigma^3} \tag{3.4}$$

### 3.1.5 Curtosis

Se conoce como el cuarto momento sobre la media; muestra que tan apuntalada o plana es la densidad de los datos frente a la referencia de la densidad de una distribución normal. Para la distribución normal el valor de referencia de curtosis es igual a 3, si es cero ($\kappa - 3 = 0$) se conoce como mesocúrtica y ubica a los datos dentro de la línea de normalidad, si $\kappa - 3 < 0$ la distribución sería platicúrtica y se achataría en comparación a la curva normal. Por el contrario, si $\kappa - 3 > 0$ se conoce como leptocúrtica y se apuntalaría con respecto a la curva normal. Su definición matemática:

$$\kappa = \beta_2 = \frac{E(X-\mu)^4}{(E(X-\mu)^2)^2} = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \tag{3.5}$$

Donde $E$ es la esperanza, μ es la media. (DeCarlo, 1997)

### 3.1.6 Cuantiles y Rango intercuantílico

Los cuantiles son los valores que dividen el total de la distribución en tres partes iguales permitiendo la visualización de los datos que se encuentran en las colas de la distribución. El primer cuantil acumula el 25% de los datos y el tercer cuartil al 75% de los datos respectivamente, representan el valor α y el 1-α de una distribución.

$$1er\ Cuantil = \ \alpha = P(X \leq x_\alpha) \quad (3.6)$$

$$3er\ Cuantil = \ 1 - \alpha \quad (3.7)$$

Donde $x_\alpha$es el valor que corta el área de $X$ que está debajo y a la izquierda de la curva de densidad. (Alexander, 2008)

El rango intercuartílico es una medida de variabilidad basada en la división del total de los datos en cuartiles. Agrupa el 50% de los datos y es la diferencia entre el tercer (los valores más grandes) y el primer (los valores más pequeños) cuantil de la distribución. (StatTrek, 2020)

$$IQR = q_3 - q_1 \quad (3.8)$$

## 3.2 Riesgo Financiero

Cualquier evento o acción que de manera adversa afecte la habilidad de la organización para cumplir sus objetivos y ejecutar sus estrategias. O, de manera alternativa, la probabilidad cuantificable de que las pérdidas o los retornos sean menores a los esperados. (Embrechts, Frey, & McNeil, 2005)

### 3.2.1 Riesgo de mercado

Es el riesgo de que se dé un cambio en el valor de una posición financiera debido a cambios en el valor de los subyacentes de los que depende ésta, como acciones y precios de bonos, tasas de cambio, precios de commodities, entre otros. (Embrechts, Frey, & McNeil, 2005)

### 3.2.2 Riesgo de crédito

El riesgo de no recibir los pagos programados de inversiones pendientes, como créditos o bonos, porque el tomador entra en default. (Embrechts, Frey, & McNeil, 2005)

### 3.2.3 Riesgo de liquidez

El riesgo derivado de la falta de comercialización de una inversión que no se puede comprar o vender lo suficientemente rápido como para evitar o minimizar una pérdida. (Embrechts, Frey, & McNeil, 2005)

### 3.2.4 Riesgo operacional

Riesgo de tener pérdidas ocasionadas por errores en procesos internos, de personas o sistémicos, o por eventos externos a la compañía. (Embrechts, Frey, & McNeil, 2005)

## 3.3 Medida de riesgo.

Parte del proceso de administración de riesgos es la medición del mismo apoyándose en técnicas descritas por los entes reguladores como los métodos o prácticas que siguen los bancos para cubrir el capital de los efectos económicos de las actividades riesgosas.

En 2008, el comité de supervisión bancaria (BCBS por sus siglas en inglés) y el Banco de pagos internacionales (BIS por sus siglas en inglés) hacen público un documento de consulta donde describen las medidas de riesgo y su correcto uso. De acuerdo al documento (BIS, Range of Practices and issues in economic capital modeling., 2008), una medida de riesgo se caracteriza por ser:

- Intuitiva: Su sentido debe estar alineado con las nociones intuitivas del riesgo como por ejemplo las pérdidas inesperadas.
- Estable: Pequeños cambios en los parámetros del modelo no deben producir grandes cambios en la medida de riesgo. Para otra ejecución del modelo en cuanto a la distribución de las pérdidas ésta no debe generar grandes cambios en la medida de riesgo.
- Fácil de computar: Los cálculos deben ser los más sencillos posibles, si es necesario elegir una medida más compleja se debe poder comprobar una ganancia en la precisión del modelo que justifique los costos de la complejidad adicional.

- Fácil de comprender: La dirección de la entidad debe entender la medida de riesgo y ésta debe estar en relación con las demás que se utilizan para la gestión de los negocios y la gestión de riesgo.
- Coherente: La medida debe ser coherente y satisfacer las siguientes condiciones:

  (i) Monotonicidad: Si el portafolio $X_1$ siempre vale al menos lo mismo que el $X_2$ en todos los escenarios, entonces $X_2$ no puede ser más riesgoso que $X_1$.

$$X_2 \leq X_1, \qquad implica\ que \quad p(X_1) \leq p(X_2) \tag{3.9}$$

  (ii) Homogenización Positiva: Si todas las exposiciones del portafolio se multiplican por un factor, la medida de riesgo también es multiplicable por éste. En otras palabras, el doble de capital significa el doble de riesgo.

$$p(\lambda X) = \lambda p(X) \quad para\ todo\ \lambda \geq 0 \tag{3.10}$$

  (iii) Convexidad: Significa que la diversificación del portafolio en diferentes activos, no debería incrementar el riesgo si no decrecerlo.

$$p(\lambda X_1 + (1-\lambda)X_2) \leq \lambda p(X_1) + (1-\lambda)p(X_2) \tag{3.11}$$

  (iv) Normalización: Si un activo libre de riesgo se agrega al portafolio, la medida de riesgo decrece para reflejar la reducción del riesgo total.

$$p(0) = 0 \tag{3.12}$$

  (v) Subaditividad: La medida de riesgo de dos portafolios combinada es siempre menor o igual a la suma de las dos medidas de riesgo individuales.

$$p(X_1 + X_2) \leq p(X_1) + p(X_2) \tag{3.13}$$

La convexidad y la homogenización positiva juntas implican que la medida sea subaditiva. Cuando una medida de riesgo satisface las propiedades mencionadas, es coherente.

Una medida de riesgo servirá entonces para identificar y controlar el valor real aproximado del capital en riesgo del portafolio que se esté evaluando. Entre las más conocidas se encuentran la desviación estándar, value at risk (VaR), expected shortfall (ES) y spectral and distorted risk measures; en la Ilustración 1 se muestra una comparación que realiza el comité de Basilea de las medidas de acuerdo a las características anteriormente mencionadas.

Todas tienen ventajas y desventajas por lo que ninguna llega a ser tan completa para ser la ideal. Sin embargo, la presente tesis se enfocó en el Value at Risk (VaR) y el Expected Shortfall (ES) las cuales son las medidas de riesgo aceptadas y recomendadas por Basilea para obtener información más confiable respecto al verdadero riesgo de pérdida que pueden sufrir las entidades.

Ilustración 1
*Comparación de medidas de riesgo.*

**Table 1: Risk Measures**

| | Standard Deviation | VaR | Expected Shortfall | Spectral and Distorted Risk Measures |
|---|---|---|---|---|
| **Intuitive** | Yes | Yes | Sufficiently intuitive | No (involves choice of spectrum or distortion function) |
| **Stable** | No, depends on assumptions about loss distribution | No, depends on assumptions about loss distribution | Depends on the loss distribution | Depends on the loss distribution |
| **Easy to compute** | Yes | Sufficiently easy (requires estimate of loss distribution) | Sufficiently easy (requires estimate of loss distribution) | Sufficiently easy (weighting of loss distribution by spectrum/distortion function) |
| **Easy to understand** | Yes | Yes | Sufficiently | Not immediately understandable |
| **Coherent** | Yes | Violates subadditivity (for non-elliptical loss distributions) | Yes | Yes |
| **Simple and meaningful risk decomposition** | Simple, but not very meaningful | Not simple, might induce distorted choices | Relatively simple and meaningful | Relatively simple and meaningful |

Nota: En la Ilustración 1 se muestra una comparación entre las cuatro medidas de riesgo más utilizadas con base en las seis características que de acuerdo a la norma deberían tener. Tomado de (BIS B., 2008)

### 3.3.1 Cálculo de una medida de riesgo

Para el correcto uso de las medidas de riesgo, es necesario que las entidades determinen de manera apropiada ciertos parámetros básicos que influyen en la aplicación y posterior análisis de los modelos de detección de riesgos. Para esto, el Banco de pagos internacionales describe los tres parámetros claves del cálculo de una medida de riesgo y la importancia de su elección. (BIS, 2008)

- Nivel de confianza: está directamente relacionado con la calificación objetivo de la entidad. La elección del nivel de confianza se interpreta como el monto de capital económico necesario para prevenir que la entidad erosione sus reservas de capital mínimo requerido; para este propósito se suele elegir un porcentaje alto. Por otro lado, se usan niveles más bajos para identificar que tan crítica es la exposición de las ganancias en un ambiente normal de negocio.

- Horizonte temporal: todas las medidas de riesgo dependen de un horizonte de tiempo, la elección correcta depende de varios factores entre los que se cuentan la liquidez de los activos bajo consideración de la entidad, la administración de riesgo necesaria por la entidad y los requerimientos regulatorios.

- Agregación o descomposición: la capacidad de agregar o sustraer factores es una característica importante de una medida de riesgo. Esta debe ser flexible y poder calcularse en niveles amplios o estrechos. Una medida de riesgo necesita ser descompuesta cuando se quiere establecer la contribución al riesgo de cada componente de un portafolio. Por otro lado, los riesgos que surgen de diferentes portafolios de una misma compañía deben agregarse si se desea hacer un análisis de riesgo a nivel de unidad de negocio o compañía.

## 3.4 Acuerdos de Basilea.

En 1975 se crea el comité de supervisión bancaria de Basilea como ente de control, se establece por los países que conformaban en ese momento el llamado grupo de los diez (Alemania, Bélgica, Canadá, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Países Bajos, Reino unido, Suecia y Suiza). En la actualidad, además de los países fundadores, se suman: Arabia Saudita, Argentina, Australia, Brasil, China, Corea, España, Holanda, Hong Kong, India, Indonesia, México, Rusia, Singapur, Sudáfrica y Turquía para un total de 45 miembros. (BIS, Bank for International Settlements, 2019)

El mandato principal del comité se orienta a encontrar un punto de convergencia donde sea posible aplicar la regulación prudencial propuesta para contribuir a la estabilidad del sistema financiero internacional y además ofrecer a las entidades, bien sean de los países miembros o no, herramientas normativas para evitar la competencia desigual.

Para el cumplimiento de este objetivo, el comité de Basilea lleva a cabo diferentes acciones que se describen a continuación:

- Intercambiar información de desarrollos en el sector bancario y mercado financiero para identificar riesgos actuales o potenciales para el sistema financiero global.
- Compartir aspectos de la supervisión, métodos y técnicas para promover el entendimiento y la cooperación internacional.
- Establecer y promover los estándares internacionales, lineamientos y buenas prácticas para la regulación y supervisión bancaria.
- Abordar las brechas en la regulación que puedan poner en riesgo la estabilidad del sistema bancario global.
- Monitorear la implementación de los estándares en las entidades de los países miembros y otros países para que sea de la forma más consistente, oportuna y efectiva.
- Consultar con bancos centrales y organismos de control de los países no miembros para beneficio del proceso de formulación e implementación de estándares, lineamientos y buenas prácticas.

- Coordinar y cooperar con otras entidades de supervisión que definan estándares en el sector financiero, especialmente aquellas que promuevan estabilidad financiera.

Que hace públicas a través de la divulgación de Normas (Standards), donde establece los lineamientos base para la regulación prudencial y supervisión bancaria; Lineamientos (Guideliness) que elaboran las normas en aquellos aspectos que se consideran adecuados para suplementarlas proveyendo una guía adicional para alcanzar su correcta implementación; buenas prácticas (Sound Practices); describe las buenas prácticas observadas para promover la comprensión y mejorar las prácticas bancarias y de supervisión; por último, la Implementación (Implementation), el comité establece un programa activo para monitorear el compromiso de los países miembros en la implementación de las normas dando un mayor grado de consistencia y transparencia en los casos en que existan diferencias entre los países. Hace públicos los resultados de la labor a través de reportes periódicos sobre los progresos en relación a los plazos previstos, produce evaluaciones de las regulaciones nacionales en relación a las normas acordadas y revisa la consistencia de la aplicación de las regulaciones en entidades individuales. (Nazar, 2018)

Las principales normas que publica el comité son los llamados Acuerdos de Basilea de los cuales las más relevantes son el acuerdo original de convergencia internacional de medición y regulación de capital (Basilea I), el marco integrado convergencia internacional de medidas y normas de capital (Basilea II), el marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios (Basilea III) y la norma de aplicación de requerimientos mínimos de capital por riesgo de mercado (conocida en el mercado como Basilea 3,5) en la cual detallan las medidas de riesgo Value at Risk y Expected Shorfall; razón por la cual ésta última sirve de pilar teórico a esta investigación.

### 3.4.1 Basilea I: Acuerdo original convergencia internacional medición y regulación de capital.

Fue publicado en 1988, es una regulación de tipo microprudencial que hace foco en la cantidad mínima de capital que debe tener una entidad financiera para operar y la calidad de

dicha reserva operacional; se basa en el riesgo de crédito porque considera que es el de mayor dimensión en la actividad bancaria al estar altamente apalancada tomando depósitos a corto plazo y otorgando préstamos a largo plazo. Propone que el capital mínimo sea de un 8% del total de los activos los cuales son ponderados de acuerdo a su exposición al riesgo.

A pesar de haber tomado un papel importante en la homogenización de los requerimientos mínimos de solvencia, presentaba vacíos al definir el riesgo de mercado, por lo cual se introduce la enmienda I que define el riesgo de mercado como la posibilidad de sufrir pérdidas en posiciones dentro y fuera de balance a raíz de las oscilaciones de los precios del mercado y propone una metodología de medición de dicho riesgo, el Value at Risk. (BIS, Bank for International Settlements, 2019)

### 3.4.2 Basilea II: Marco integrado convergencia internacional medidas y normas de capital.

Presentó en 2004 una forma más afinada de cuantificar el riesgo de mercado a través de la medida Value at Risk, la cual exige que sea de cálculo diario, intervalo de confianza del 99%, periodo de tenencia de 10 días agregando que debe tomarse el mayor valor entre el VaR del día y el promedio de los 60 días anteriores.

A raíz de la crisis económica que tuvo lugar en 2007 y 2008, se hace una revisión de la norma en 2009 conocida como Basilea 2,5. En esta se propone una medida complementaria al VaR (stressed VaR) que logre captar todos los posibles riesgos con cargos incrementales por los mismos y así hacer suficiente el capital mínimo requerido para operar en momentos de estrés económico. Esta medida complementaria tiene como parámetros nivel de confianza 99%, tenencia de 10 días a una cola con los datos de un periodo continuo de 12 meses donde la cartera hubiese sufrido estrés económico relevante y, por último, debe calcularse con frecuencia mínima semanal; cada entidad debe diariamente cumplir con el requerimiento mínimo resultante de la suma entre el valor del VaR del día previo y el promedio de los VaR de los 60 días anteriores, afectada esta por un factor $m_c$ y el valor más alto entre el VaR

estresado del día anterior y el promedio de los VaR estresados de los últimos 60 días precedentes todo esto afectado por un factor $m_s$.

Los factores son definidos por el supervisor sobre la base de su evaluación del sistema de gestión de riesgos, cada uno tendrá un valor mínimo de 3 que podría requerirse mayor dependiendo de los resultados de sus modelos predictivos.

### 3.4.3 Basilea III: Marco regulador global para reforzar bancos y sistemas bancarios.

Surge como respuesta a la crisis 2007-2008, tuvo como objetivo mejorar la capacidad de respuesta de las entidades financieras ante una situación de estrés dentro del sistema y así evitar un impacto mayor al sector real de la economía. Incorpora recomendaciones para regular el riesgo sistémico de contagio entre entidades, entre estas se destacan, incrementar la calidad del capital (calidad entendida como la capacidad del capital de absorber posibles pérdidas), aumentar el capital mínimo requerido, establecer un límite estándar para los niveles de liquidez y ejercer mayor control sobre los niveles de apalancamiento de las entidades.

## 3.5 Teoría de precios.

En el modelo de mercado estándar el valor futuro de un activo se deriva de la capitalización de una secuencia de retornos aleatorios los cuales se modelan mediante un proceso estocástico describiendo cómo se comportan los mismos conforme pasa el tiempo. (Bessis, 2015)

A continuación, se realizan algunas precisiones sobre la teoría estocástica detrás de los precios de las acciones y sus retornos.

### 3.5.1 Distribución normal

En el mercado de acciones, la distribución normal de los retornos de los activos es la más aproximada a describir el comportamiento de los mismos. Una variable aleatoria X está normalmente distribuida cuando la esperanza μ es igual a cero y la desviación

estándar σ es igual a 1. Esta da una curva en forma de campana simétrica que tiene como centro el valor μ y su dispersión será determinada por σ.

Es ampliamente utilizada en diferentes modelos por las propiedades que tiene; primero, solo se necesita dos parámetros para conocer la distribución, la media μ y la varianza σ. Segundo, la distribución normal es una distribución estable, esto significa que la suma de varias variables aleatorias distribuidas normalmente resulta en otra variable normalmente distribuida. (Alexander, 2008)

### 3.5.2 Proceso estocástico

En un modelo financiero estándar, los retornos son modelados siguiendo un proceso estocástico debido a que existe un componente aleatorio dentro de la determinación de los precios de la acción; esto hace que la variación de los precios bajo un determinado intervalo temporal (t) sea una función lineal de t más un término aleatorio($z_t$). Para el caso del precio de las acciones, la ecuación estocástica se define:

$$dln(S_t) = \mu dt + \sigma dz_t \tag{3.14}$$

Esta ecuación demuestra que el retorno logarítmico tiene un componente determinístico y un componente aleatorio.

El tiempo( $\mu dt$), que actúa como determinístico dentro de la ecuación, corresponde al drift del proceso y mide el cambio del mismo por unidad de tiempo; en este caso es constante. Las variaciones son modeladas por un componente impredecible, lo que significa que el valor del término no se ve afectado con información de la historia del proceso. (Bessis, 2015)

### 3.5.3 Retornos logarítmicos

Las fluctuaciones aleatorias de los precios de los activos pueden ser medidas con respecto al nivel de precios o a los valores iniciales; las variaciones relativas entre los

precios de un momento en el tiempo con respecto a otro son conocidos como retornos. Para el caso de esta investigación se utilizarán los retornos discretos, definidos como:

$$R_{0,t} = (V_t - V_0)/V_0 \tag{3.15}$$

Donde $V_t$ es el precio en el momento t. (Bessis, 2015)

Para las series de tiempo se suelen utilizar los retornos logarítmicos que actúan como límite de los retornos discretos cuando el intervalo temporal entre las fechas de negociación tiende a cero y el número de periodos de negociación tiende a infinito. (Bessis, 2015) Éstos se definen matemáticamente así:

$$r_{0,t} = \ln\left(\frac{V_t}{V_0}\right) \tag{3.16}$$

### 3.5.4 Proceso del "evento raro"

Son los saltos anormales en el precio de las acciones, eventos que ocurren de manera inesperada y que su probabilidad de ocurrencia incrementa mientras transcurre el intervalo temporal o tiende a cero cuando este es también cercano a cero. La ocurrencia de estos eventos no depende de información del pasado.

El término aleatorio es $n_t$ que en este caso representa un número y no una función; la variación entre $n_t$ y $n_{t+\Delta t}$ es 1 si un evento raro ocurre, o es 0 si no. La probabilidad de ocurrencia dentro de un intervalo temporal es $\lambda\Delta_t$ donde $\lambda$ es un número real positivo que representa el número esperado de ocurrencia de estos eventos durante un intervalo temporal dado, es llamado intensidad. (Bessis, 2015)

Matemáticamente, la probabilidad de observar un evento raro se define como:

$$P(n_{t+\Delta t} - n_t = 1) = \lambda\Delta_t \tag{3.17}$$

$$P(n_{t+\Delta t} - n_t = 0) = 1 - \lambda\Delta_t \tag{3.18}$$

## 3.6 Índices bursátiles.

De acuerdo al DR. J. M. Gonzalez, los índices bursátiles son un sub conjunto de los índices económicos que pretenden proporcionar una visión del mercado de los títulos- valores; tienen su origen y se mueven en el mercado bursátil más conocido como bolsa de valores que corresponde a las operaciones que se desenvuelven en un lugar determinado de acuerdo con las normas que rige el mercado, y que proclama unos precios basado en criterios de actuación ya establecidos para cubrir unas finalidades previamente determinadas. (J.M Gonzalez, 1975)

Esta investigación analiza el mercado de valores de Argentina (MERVAL) y de él toma como ejemplos las dos empresas con mayor representación de los sectores financiero y energético.

### 3.6.1 Índice MERVAL.

El índice se compone por una cantidad nominal fija de acciones de distintas empresas cotizantes "empresas líderes", a esta se le llama cantidad teórica. Éste índice mide el valor en pesos de una canasta teórica de acciones seleccionadas de acuerdo a criterios que ponderan su liquidez. Las acciones que lo componen cambian cada 3 meses cuando se hace el recalculo de la cartera teórica, sobre la base de participación en el volumen negociado y la cantidad de operaciones realizadas en los últimos 6 meses.

Fue creado el 30 de junio de 1986, en éste momento se supuso una inversión de $100 que se distribuyó entre las empresas cotizantes de acuerdo a su participación en el volumen negociado y en el total de operaciones del último semestre. (Merval S.A)

El porcentaje de participación de cada una de las empresas cotizantes se siguiendo los pasos a continuación descritos:

(i) Se calcula el coeficiente de participación en función de la ponderación que cada especie tiene en el volumen negociado y en la cantidad de operaciones del último semestre.

$$Part_i = \sqrt{\frac{n_i}{N} * \frac{v_i}{V}} \tag{3.19}$$

Donde:

- $Part_i$ es la participación de la acción "i" en el total de operaciones y en el volumen efectivo operado.
- $n_i$ es el número total de operaciones efectuadas de la acción "i" durante los 6 meses anteriores.
- $N$ es el número total de operaciones en acciones durante los últimos seis meses.
- $v_i$ volumen efectivo operado de la acción "i" durante los seis meses anteriores.
- $V$ volumen efectivo total operado en acciones durante los seis meses anteriores.

(ii) Según el coeficiente de participación, se ordenan las acciones de forma descendente y se seleccionan aquellas que se encuentren dentro del 80% de participación. Además, las empresas seleccionadas deben cumplir con el requisito de haber negociado en por lo menos el 80% de las ruedas del periodo considerado.

(iii) Se ajusta la participación de cada acción respecto al total que compondrán el índice mediante la siguiente fórmula:

$$PartAj_i = \frac{Part_i}{\sum_{i=1}^{n} \sqrt{\frac{n_i}{N} * \frac{v_i}{V}}} \tag{3.20}$$

Donde n es el total de empresas seleccionadas que compondrán el índice.

(iv) De acuerdo a las participaciones ajustadas de cada especie, se calcula la cantidad teórica de las acciones que cada empresa tendrá dentro del índice. Ésta cantidad es fija durante el trimestre vigente de la cartera y va a depender de la participación y del precio de la acción al momento de revisar el índice.

$$Q_{i,T} * P_{i,T-1} = PartAj_i * I_{T-1} \tag{3.21}$$

Donde:

- $I_{T-1}$ es el valor del índice MERVAL al cierre del trimestre anterior.
- $P_{i,T-1}$ es el precio de la acción "i" al cierre del trimestre anterior.
- $Q_{i,T}$ es la cantidad teórica de la acción "i" al comienzo del trimestre que se calcula de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} Q_{i,T} &= PartAj_i * \frac{I_{T-1}}{P_{i,T-1}} \\ &= \frac{\sqrt{\frac{n_i}{N} * \frac{v_i}{V}}}{\sum_{i=1}^{n} \sqrt{\frac{n_i}{N} * \frac{v_i}{V}}} * \frac{I_{T-1}}{P_{i,T-1}} \end{aligned} \tag{3.22}$$

Ésta cantidad será fija durante el trimestre en curso siempre y cuando no existan eventos corporativos que la alteren como:

- Pago de dividendos en efectivo.
- Pago de dividendos en acciones.
- Revalúo de acciones.
- Suscripciones de nuevas acciones.

Estas situaciones implican una caída técnica en el precio de las acciones por lo que debe ajustarse la cantidad teórica para mantener estable el porcentaje de participación de la empresa en el índice y para que sea comparable con su valor de cierre anterior.

(v) Una vez conocida la ponderación de las acciones en el índice y los precios que lo componen, su valor se determina por la siguiente fórmula:

$$I = \sum_{i=1}^{n} Q_i * PR_i \tag{3.23}$$

Donde:

- $Q_i$ es la cantidad teórica de la acción "i".
- $PR_i$ es el precio de la acción "i" al momento del cálculo.

Teniendo en cuenta el momento coyuntural que atraviesa Argentina y las diferentes decisiones macroeconómicas que se tomaron para mantener a flote la economía del país, para la presente investigación se analizaron los dos sectores económicos más afectados con dichas decisiones.

### 3.6.2 Sector financiero

#### *3.6.2.1 Banco Macro.*

Se definen a sí mismos como el banco privado número uno de los bancos nacionales de capital privado, tienen la mayor red de sucursales a lo largo del país. (Banco Macro, 2020)

Actualmente cuentan con un capital autorizado total de $639.413.408,00 compuesto por acciones y obligaciones negociables en el mercado de valores argentino. (Bolsar, 2020)

#### *3.6.2.2 Grupo Financiero Galicia.*

Se definen como una compañía prestadora de servicios financieros organizada dentro de la ley argentina, actualmente tiene 1.426,7 millones de acciones compuestas por 281,2 millones de clase A y 1.145,5 millones clase B.

El grupo financiero Galicia está incluido en el MERVAL, Morgan Stanley Capital International y Standard and Poor's índices. (GFGSA, 2020)

### 3.6.3 Sector energético

#### *3.6.3.1 EDENOR.*

Son la mayor empresa distribuidora de energía del país, hacen parte de Pampa Energía que es el mayor grupo empresarial de la Argentina dedicado a la generación, transmisión y distribución de energía eléctrica, petróleo y gas.

Cotizan en la bolsa de Buenos Aires haciendo parte del índice MERVAL y desde 2007 comercializan sus ADSs representativos en 20 acciones ordinarias de la sociedad en la bolsa de New York (NYSE). (Edenor, 2020)

#### *3.6.3.2 Pampa Energía.*

Es una de las empresas eléctricas más grandes de la Argentina, transporta el 85% de la energía del país. Cotiza en el mercado de valores de Buenos Aires bajo el ticket "PAMP" y desde el 2009 cotiza en el New York Stock Exchange.

En el 2016 adquieren Petrobras Argentina que les permitió incorporar activos como centrales eléctricas, mayor producción de gas y petróleo y además participación en la industria petroquímica. (Pampa Energía, 2020)

## 3.7 Teoría de Carteras de inversión.

Una cartera se define como una combinación de activos que tiene como objetivo reducir el riesgo al que está expuesta la inversión mediante la diversificación, esto significa que la desviación estándar de los retornos de la cartera es mucho menor a la suma de las desviaciones estándar de cada uno de los activos por separado. La selección de una cartera óptima implica que la misma proporcione el rendimiento más alto posible en cualquier grado específico de riesgo o el riesgo más bajo posible bajo cualquier tasa de rendimiento; para poder determinarlas se deben tener en cuenta sus dos componentes básicos: riesgo y rendimiento. (Brealey & Myers, 2003)

Harry Markowitz en 1952 es el primero en estudiar la diversificación de portafolios como fórmula para reducir el riesgo de invertir en un solo activo; en su trabajo muestra que los retornos esperados de un portafolio son, además de la cantidad invertida en éste, la clave para diversificarlo y mitigar el riesgo que asume el inversor.

El riesgo de un activo entonces se entenderá como el desvío estándar de sus retornos, pero el riesgo de una cartera tendrá en cuenta otros factores; será una función del nivel de riesgo individual de los activos que la componen y también el grado de correlación que existe entre los retornos esperados de cada uno de ellos. Los retornos esperados del portafolio entonces, serán iguales al promedio ponderado de los retornos esperados de cada uno de los activos que lo componen; el retorno de los activos se pondera por la proporción invertida de cada uno en la cartera. (Lopez, s.f)

El grado de correlación se hace tangible con el concepto de covarianza de los retornos que se entiende como la medida de asociación lineal entre dos variables, en otras palabras, mide la extensión en la que los retornos de diferentes activos se mueven en conjunto frente a un evento subyacente; si los retornos de los activos se mueven de manera independiente estarán incorrelacionados por lo que el coeficiente será igual a cero. En otros casos podrá ser un número entre 1 (correlación lineal perfecta positiva) si los retornos de los activos se mueven juntos en la misma dirección y -1 (correlación lineal perfecta negativa) si los retornos de los activos se mueven en direcciones opuestas; si la relación es exacta el coeficiente será 1 en valor absoluto.

En el caso en que se componga una cartera con activos perfectamente correlacionados de forma positiva, solo se obtendrá una ponderación de la inversión más no habrá beneficios por su diversificación ya que no se verá reducción en el riesgo; mientras que si se compone con activos perfectamente correlacionados de manera negativa los retornos de éstos se moverán en direcciones opuestas funcionando como cobertura uno del otro, lo que se garantiza la eliminación del riesgo de la cartera.

Esto se puede interpretar como que si los retornos están altamente correlacionados el portafolio no se podrá diversificar, pero si la correlación es baja, se podrá diversificar y reducir el riesgo. (Cobo Quintero, s.f)

La presente tesis se enfoca en demostrar que la medida ES captura el riesgo de una posición de forma coherente y abarca el riesgo de cola que no evalúa la medida VaR. Para comprobarlo, se hace necesario crear la simulación de un portafolio compuesto por los retornos logarítmicos de las acciones de las dos empresas más representativas de los sectores económicos eléctrico y financiero que hacen parte del índice bursátil de Argentina (MERVAL); dado que por las decisiones macroeconómicas tomadas en el momento coyuntural atravesado por el país entre los años 2017 y 2020.

## 4. Metodología y técnicas a utilizar.

La presente investigación corresponde a un estudio cuantitativo de corte transversal retrospectivo ubicado entre los años 2017 y 2020 para el mercado de valores argentino (MERVAL).

Se utilizaron como fuentes de datos secundarias los precios de cierre diarios de las acciones de Banco Macro, Grupo Financiero Galicia, EDENOR y Pampa Energía obtenidos desde Yahoo Finance (https://finance.yahoo.com/) correspondientes a las ruedas realizadas entre el 02 de enero de 2017 y el 30 de marzo de 2020, en total 791. Después, se analizarán estadísticamente los datos para determinar sus características y luego se determinarán el value at risk y el expected shortfall (VaR & ES) de cada empresa para así llegar a una comparativa entre la situación macroeconómica del país y como la misma afectó a dos de los sectores más fuertes y consolidados de la Argentina.

Para realizar la implementación y cálculo de las medidas de riesgo se utilizó el lenguaje de programación R y su entorno de desarrollo integrado RStudio. Este lenguaje tiene un enfoque

estadístico por lo que es uno de los más utilizados en la investigación científica y en especial en el campo de las matemáticas financieras. Aparece en 1993 diseñado por Ross Ihaka y Robert Gentleman. La página oficial del proyecto (https://www.r-project.org/) ofrece además los manuales de funcionamiento de cada uno de sus complementos y la posibilidad de aprendizaje colaborativo por medio de diferentes blogs y foros de discusión.

# 5. Value at Risk y Expected Shortfall, características y definición.

Todos los mercados atraviesan periodos turbulentos, estos pueden llegar a afectar el funcionamiento de las entidades hasta el punto de llevarlas a una situación económica insolvente para hacer frente a sus obligaciones para con sus clientes, inversores, socios y grupos de interés en general. Por esto, la prevención de los riesgos a los que se exponen las empresas se convierte en un punto neurálgico para garantizar la continuidad del negocio.

A través de los años, diferentes autores han propuesto modelos que permitan la medición y el control de dichos riesgos financieros como herramienta gerencial y adicional como forma de apegarse a los estándares internacionales de funcionamiento.

A continuación se realiza una recopilación teórica que pretende dar a conocer las posturas de diferentes autores frente a la definición de las medidas de riesgo Value at Risk y Expected Shortfall, y además la forma como se han dinamizado a través del tiempo para lograr responder a las necesidades crecientes por un lado de las entidades, de cuantificar los riesgos para administrarlos de la mejor manera, y por otro de los entes de control como estándar de medición para evitar una crisis de la economía en general.

## 5.1 Value at Risk

Teniendo en cuenta lo anterior, el Value at risk se define como la peor pérdida para un nivel de confianza dado (Rau-Bredow, 2002), es usada para cuantificar el riesgo de mercado de un portafolio de inversión; representa entonces, la posible mayor pérdida que puede tener un

inversor en un periodo determinado con cierto nivel de confianza. (Barrailler & Dufour, 2015)

Para Phillipe Jorion, el VaR es la peor pérdida que podría obtenerse en el horizonte temporal fijado especificando una probabilidad de que la pérdida actual podría llegar a sobrepasar este límite y ser aún más grande (Jorion P. , 2007). El cálculo de la medida depende de dos puntos: (1) El horizonte temporal en el que la variación es medida, y (2) el nivel de confianza que haya sido elegido por quien hace el análisis.

Desde un enfoque de riesgo de mercado, el VaR se puede definir como una pérdida potencial no excedida con cierta probabilidad (nivel de confianza), durante un periodo de tiempo determinado para un portafolio de activos financieros; el VaR mide la magnitud de un shock adverso en el mercado sobre una posición o un portafolio de posiciones en un horizonte temporal determinado. (Bessis, 2015)

En términos probabilísticos, dado un nivel de confianza $\alpha \in (0,1)$. El VaR de un portafolio a un nivel de confianza α es dado por el ínfimo $I$ tal que la probabilidad de que la pérdida $L$ exceda a $I$ es no mayor que (1-α).

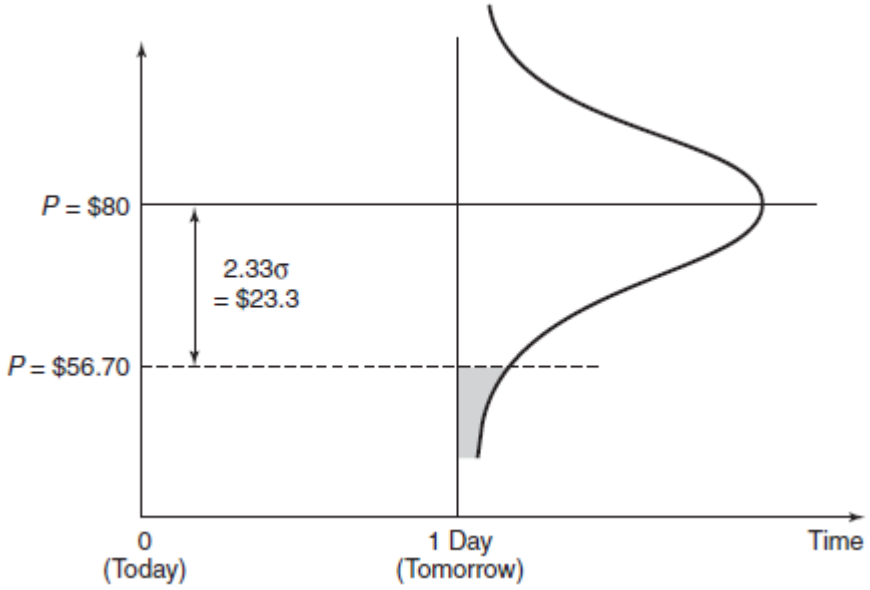
Matemáticamente se puede definir como:

$$VaR_\alpha = inf\{I \in \mathbb{R}: P(L > I) \leq 1 - \alpha\} = inf\{I \in \mathbb{R}: F_L(I) \geq \alpha\} \qquad (5.1)$$

Los valores típicos para α suelen ser 0,95 o 0,99; en riesgo de mercado el horizonte temporal es de 1 a 10 días, en riesgo de crédito y riesgo operacional es de usualmente 1 año. El comité de Basilea propone que el uso del VaR sea con un nivel de confianza del 99% y un horizonte temporal igual a diez días para riesgo de mercado. (Embrechts, Frey, & McNeil, 2005)

La siguiente es una representación gráfica de la medida VaR, la máxima pérdida es el valor que se encuentra bajo la línea punteada, en la parte inferior del gráfico.

Gráfico 5.1
*Representación gráfica del Value at Risk.*




Nota: El Value at Risk está representado como la línea punteada debajo del precio medio, se ubica 2,33 desviaciones estándar por debajo de la media cuando se analiza con un intervalo de confianza del 99%. Tomado de: *(Saunders & Allen, 2002)*

Para el cálculo de esta medida se tienen en cuenta tres hipótesis básicas (Barrailler & Dufour, 2015):

- ✓ Los precios de las opciones están distribuidos de manera log-normal.
- ✓ Un VaR a periodo **N** es igual a un VaR con un periodo de una vez la raíz cuadrada de **N**.
- ✓ La Yield es nula en el periodo de cálculo del VaR. No es una condición restrictiva para el cálculo; si se toma como ejemplo una yield=15% anual y se tienen 262 ruedas de negociación en un año, el resultado para la yield diaria es de 0,06% lo cual la hace muy cercana a ser nula.

Existen diferentes metodologías para el cálculo del VaR, para el caso de esta investigación, se utiliza el VaR histórico dado que por la naturaleza de los datos de estudio (precios históricos del índice MERVAL del 02 de enero de 2017 al 30 de marzo de 2020), es el más indicado. Éste método supone que lo ocurrido en el pasado va a volver a ocurrir en el futuro, las pérdidas diarias se ordenan por valor (en orden descendente) con lo que, por ejemplo, el

VaR al 95% en una lista con 100 valores será igual a la pérdida en la posición 95 de ésta, significa que las pérdidas no van a exceder a ese valor. (Barrailler & Dufour, 2015)

El Value at risk es la medida estándar propuesta por el BIS para la medición del riesgo de mercado en las entidades financieras. Entre sus principales características, se destacan que es aplicable a cualquier portafolio y permite compararlos bajo una medida de riesgo para inversiones tanto de renta fija como de renta variable, permite agregar riesgos de diferentes posiciones teniendo en cuenta las correlaciones entre los factores de riesgo de cada una.

El mayor inconveniente que presenta éste modelo es que no cumple con la característica de subaditividad, lo que significaría que la suma de factores de riesgo correspondientes a cada elemento que componga la cartera no debería aumentar el riesgo total de la misma (Cáceres, 2014); adicional a esto, crea un riesgo residual que no existía antes de juntarlos y podría generar que el inversor separe sus inversiones como medida para reducir el riesgo, pero ignorando la correlación de los retornos ocasionando que ninguna posición quede cubierta.

Para el profesor Rafael Romero de la Universidad de Chile, el problema del Value at Risk radica en que es imposible sostener que la distribución de los retornos va a ser siempre normal, en general éstos presentan sesgo, leptocurtósis y colas anchas. (Romero, s.f)

En éste sentido, la agregación de factores generaría una sub estimación de los riesgos combinados, lo que haría de la suma de riesgos una medida no confiable. Por eso, una de las críticas más fuertes que hacen los expertos al Value at Risk es que su uso puede llevar a las entidades a aceptar el riesgo de colas ya que no está diseñada para tener en cuenta los resultados que se clasifican como atípicos de la distribución; por eso, se incorpora la medida Expected Shortfall a las normas de Basilea como una medida complementaria midiendo la probabilidad de tener pérdidas que superen el nivel de confianza y por ende captura el riesgo de cola que no puede analizar el VaR. (Rau-Bredow, 2002)

Dentro de la revisión de la norma de requerimientos de capitales mínimos por riesgo de mercado se incluyen aspectos como límites para demarcar las carteras bancaria y de

negociación, las metodologías de modelos interno y estandarizado para la estimación del riesgo de mercado, el cambio de la medida Value at Risk (VaR) por la medida Expected Shortfall (ES) en condiciones de estrés económico e incorpora el riesgo de iliquidez del mercado reconociendo su probabilidad de ocurrencia cuando todo el mercado sufre eventos extremos afectando a todas las entidades por igual imposibilitando al mercado para responder a todas a la vez. (BIS, 2016)

Esta nueva medida de riesgo nace como complementaria al VaR dado que resuelve los dos problemas principales de este. El Expected Shortfall es subaditivo, lo que implica que la suma de los riesgos individuales de cada componente del portafolio es mayor que el riesgo total del mismo; y además está diseñada para medir la pérdida esperada cuando estas superan al VaR, por esto los entes reguladores la proponen como sustituto para el VaR convencional.

## 5.2 Expected Shortfall (ES)

El Expected Shorfall entonces, es definido como la media de las pérdidas (1-p% de los casos) cuando estas igualan o superan al VaR. El objetivo de este modelo es que sea lo más cercana posible al VaR pero tomando en cuenta las máximas pérdidas que se puedan presentar en un periodo de crisis y tener un indicador de posibles momentos de estrés económico. (Barrailler & Dufour, 2015)

Para (Artzner, Delbaen, Eber, & Heath, 2001) El Expected Shortfall se entiende como el valor esperado de las pérdidas más allá del VaR para el mismo nivel de confianza y el mismo periodo de tiempo; mide la pérdida esperada de un activo o una cartera teniendo en cuenta los casos que la pérdida supera al VaR; por tanto, es una medida mucho más acertada ya que informa no solo la probabilidad de ocurrencia de las pérdidas sino la magnitud de las mismas.

Para (Bessis, 2015), el Expected Shortfall es la pérdida condicional esperada cuando estas son iguales o superiores al VaR con el nivel de confianza elegido; medido como el promedio ponderado de las pérdidas que lo exceden.

Desde el punto de vista probabilístico, por definición, la probabilidad $P\ (L \leq L_\alpha)$ de que la pérdida $L$ exceda en valores absolutos $L_\alpha$ es igual a α. Para las pérdidas $L$ a un nivel de confianza $\alpha \in (0,1)$ el ES se define como:

$$ES_\alpha = \frac{1}{1-\alpha}\int_\alpha^1 VaR_u(L)du \tag{5.2}$$

La media de la distribución de los eventos que superen al VaR, lo que permite ver dentro de la cola compuesta por las pérdidas. El resultado dependerá sólo de la distribución de $L$ y se cumplirá que $ES_\alpha \geq VaR_\alpha$. (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005)

El Expected Shortfall está muy relacionado con el VaR, por eso (Christoffersen, 2003) define la medida como el valor esperado del retorno en t+1, condicionado con que sea peor que el VaR, es definido en términos de los retornos logarítmicos en lugar de la pérdida en dólares. Matemáticamente lo define como:

$$ES_{t+1}^P = -E_t\left[\frac{R_{t+1}}{R_{t+1}} < -VaR_{t+1}^P\right] \tag{5.3}$$

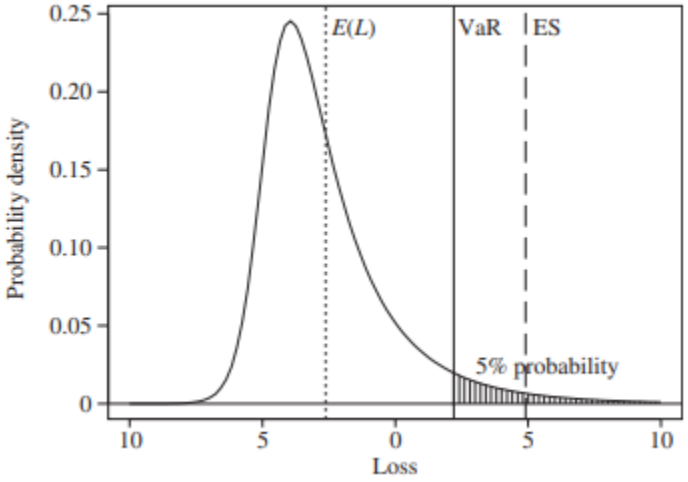
Coloca los signos negativos en frente de la esperanza y el VaR ya que el ES y el VaR se definen como números positivos.

La forma de las colas de la distribución es un objeto de dos dimensiones que da información sobre el rango de las posibles pérdidas (eje X) y la probabilidad asociada con cada resultado (ejeY). La medida ES agrega ambas dimensiones en un solo número calculando el promedio de los resultados finales ponderados por sus probabilidades.

A continuación, se muestra la representación gráfica de la definición de Expected Shortfall. En el gráfico 5.2, se identifica como la media de los valores presentes en la cola sombreada en la parte inferior izquierda, representada en la línea intermitente ES; además, la media general de la distribución está representada por la línea punteada $E(L)$.

Gráfico 5.2

*Representación gráfica del Expected Shortfall.*




Nota: El gráfico 5.2 muestra la representación gráfica de la medida Expected Shortfall al 95% de confianza, marcada con una línea intermitente ubicada en la media de los eventos que exceden al VaR. Tomado de: *(McNeil, Frey, & Embrechts, 2005)*

La norma aconseja que se incorpore con ciertos criterios básicos a saber: debe calcularse diariamente, con un modelo aplicado a toda la entidad para cada mesa de negociación y calculado a un intervalo de confianza asimétrico que representa el percentil 97,5 (BIS, Basel III: international regulatory framework for banks, 2011)

Esta medida informa no solo la probabilidad de ocurrencia de las pérdidas mayores sino también la magnitud probable de las mismas, ofrece significativas ventajas con respecto al VaR, por ejemplo, en el cálculo de la cartera óptima de inversión es posible la optimización de las mismas midiéndolas por el Expected Shortfall, al ser una medida más estable y más eficiente numéricamente (dado que cuenta con la propiedad de sub-aditividad, le es posible la suma de los riesgos individuales de cada activo de la cartera y así encontrar el riesgo total de ésta) demuestra la existencia de una única cartera factible que minimice la exposición al riesgo. (Nazar, 2018)

En palabras de Artzner et al, el Expected Shortfall se define como “la esperanza condicional de la pérdida esperada ya que ésta es mayor al nivel VaR”. Desde un punto de vista operativo, satisface la propiedad de subaditividad dando mayor certeza al riesgo total de un portafolio

de inversión y además de eso, es convexa en relación al VaR, lo que significa que será menos sensible al agregar algún factor de riesgo adicional y permite encontrar un único óptimo global para una cartera; y uniextremo dado que mide la magnitud de los valores ubicados en 1- α. (Artzner P. D., 1999)

Bajo la idea anterior, lo que busca el Expected Shortfall es responder a cuál sería la magnitud de la pérdida representada en el porcentaje resultado del VaR de la cartera. Para el cálculo de esta medida, se pueden utilizar diferentes métodos, para esta investigación se utiliza el método de simulación histórica que consiste en agrupar todos los valores que exceden al VaR anteriormente calculado y calcular su media en un periodo de tiempo determinado.

En veras de ejemplificar con un caso real lo anteriormente explicado, en el capítulo 7 se desarrolla un ejercicio que consiste en demostrar de manera práctica el funcionamiento del Value at Risk y el Expected Shortfall como medidas de riesgo para las inversiones; para el ejemplo se utilizaron los datos de los retornos logarítmicos encontrados a partir de los precios de cierre diarios de cuatro de las empresas más grandes que componen el índice MERVAL, dos de cada sector que para esta investigación son relevantes debido a que fueron de los más afectados con las decisiones macroeconómicas de los años 2018 y 2019 en el territorio argentino, las mismas son: del sector financiero, Banco Macro y Grupo Financiero Galicia y del sector eléctrico, EDENOR y Pampa Energía; todo esto en un intervalo temporal comprendido entre el 02 de enero de 2017 y el 30 de marzo del 2020 para un total de 790 retornos logarítmicos. Se elige esta ventana temporal para darle al modelo las suficientes ruedas de negociación y hacerlo más acertado en la medición del Value at Risk y el Expected Shortfal; además para tener en cuenta todos los eventos atípicos sufridos en la economía argentina dado que la hipótesis de la investigación se encamina en demostrar que el Expected Shortfall por su propiedad de subaditividad permite una medición más acertada de los valores en riesgo en eventos de este tipo. Es importante analizar ambas medidas en conjunto ya que el Expected Shortfall es una medida complementaria del Value at Risk.

# 6 Métodos de comparación de las medidas de riesgo.

Frecuentemente se habla de los problemas del Value at Risk (en adelante VaR) para cuantificar de manera correcta las posibles pérdidas de un inversor, dado que por definición ignora los elementos que se encuentran más allá de su nivel. Ya que asume una distribución normal para su aplicación, puede ignorar elementos importantes contenidos en las colas de la distribución ocasionando riesgo de colas. (Yamai & Yoshiba, 2002)

Por esto en 1997, Artzner et al proponen el uso del Expected Shortfall (en adelante ES) ya que éste considera las pérdidas más allá del nivel del VaR. Las pérdidas bajo estrés de mercado son amplias y menos frecuentes que en condiciones normales, entonces el riesgo de colas es significativo cuando las pérdidas de los activos son poco frecuentes pero amplias. (Yamai & Yoshiba, 2002)

Bajo estos dos conceptos y con el ánimo de contrastar y encontrar las ventajas y desventajas de cada medida, se muestran a continuación ejercicios de comparación hechos por diferentes autores proponiendo distintas metodologías para posteriormente elegir y describir la utilizada en esta tesis.

## 6.1 Método ARMA/GARCH ε

El primer método explorado es el ARMA/GARCH ε en el paper realizado en 2014 por Peter Mak y Qi Meng (Mak & Meng, 2014). Este modelo fue propuesto por Yamai y Yoshiba, se basan en la existencia de riesgo de colas en cualquier set de datos cuando hay un incremento en el tamaño de estas el cual es proporcional al crecimiento del valor épsilon que es entendido como el componente estocástico de los retornos, dicho incremento no depende solo de la autocorrelación en los datos o de su volatilidad, sino que es un proceso estocástico dependiente de variables aleatorias. Es de aclarar que este incremento de ε no significa que el VaR o ES aumenten.

La relación implica que ε 1 < ε 2, ES1 < ES2 y VaR1< VaR2, si dicha relación no se cumple, entonces el incremento en la cola de ε 1 a ε 2 no es capturado por la medida de riesgo y por

tanto tiene riesgo de colas. Entre más se viole esta regla la medida es peor para capturar el riesgo asociado con la forma de las colas.

Comparan la habilidad del VaR y el ES para capturar el riesgo asociado a las colas pesadas, bajo condiciones de mercados normales y estresados usando datos históricos de retornos logarítmicos de grandes mercados de valores del mundo.

Utilizan la simulación histórica para determinar el valor del VaR y el ES, eligen un intervalo de confianza del 95% porque en la práctica es el más común. Los datos corresponden a los precios de cierre diarios de 13 de los índices más importantes del mundo CAC-40, NASDAQ, S&P 500, AS51, UKX, HSI, RTY, SPTSX, SENSEX, IBEX, MEXBOL, FMBKLCI, y TWSE. Las inconsistencias generadas por los días de no negociación entre mercados se subsanaron otorgando a ese día el precio del día anterior para contar con un total de 700 ruedas de negociación para todos los índices.

Dividen la data en normal y de crisis lo cual determinan por medio de las variaciones mínimas y máximas de la media de los retornos logarítmicos diarios, cuando se presenta una mínima variación se considera un periodo normal, cuando se presentan grandes variaciones en el valor de la media entre días es un periodo de crisis.

Entre sus resultados, exponen que en momentos de estabilidad económica para las economías desarrolladas VaR y ES se incrementan conforme a la variación de $\varepsilon$, pero en las economías emergentes no encontraron certeza de que el incremento de $\varepsilon$ explique el tamaño de la cola. Ahora bien, en momentos de crisis el patrón de colas pequeñas para mercados maduros y colas amplias para mercados emergentes no se observa. Plantean la hipótesis de que el grupo de crisis existe debido a un incremento en la correlación de los mercados en los periodos de estrés, en cuyo caso la forma de la distribución de los retornos y las pérdidas extremas convergen.

Otro hallazgo importante es que en una comparación directa de los excesos muestra que todos los encontrados para el ES también son datos atípicos para el VaR, pero éste último, muestra

muchos más datos por lo que concluyen que en situaciones normales de la economía el ES supera el rendimiento del VaR. En condiciones de crisis económica, los hallazgos sugieren que ninguna de las dos medidas es exactamente precisa para identificar el riesgo asociado a las colas grandes de la distribución debido a que ambas presentan datos atípicos, pero el VaR es menos confiable capturando dicho riesgo bajo estas condiciones.

El incremento de puntos alejados de la media que pudieron observar en su estudio también les permitió concluir que los incrementos correlacionados en el periodo de crisis pueden ser modelados de manera alternativa como una correlación serial de los retornos diarios y varianzas.

En el análisis punto por punto de los valores atípicos pudieron encontrar que, en situaciones económicas normales, cinco de los valores encontrados con el ES no estaban siendo capturados por el VaR, ni siete de los encontrados en el VaR estaban siendo medidos por el ES lo que indica que el ES es mejor en media con dos excepciones menos. Por otro lado, en crisis, observaron que en algunos puntos el VaR evalúa mejor que el ES y viceversa.
El análisis lo realizaron basados en dos vectores primarios, entre regímenes normales y de crisis y entre series de tiempo altamente correlacionadas y no correlacionadas (retornos logarítmicos vs. ARMA/GARCH $\varepsilon$), encontraron las siguientes relaciones:

1. El ES tiene menos excepciones en las colas que el VaR.
2. El riesgo de colas se incrementa en el periodo de crisis comparado con periodos normales, ambas medidas exhiben más excepciones en crisis; esto sugiere que las habilidades para capturar el riesgo son menores bajo estrés. Además, la mejora del ES frente al VaR se observó que desaparece en tiempos de crisis.
3. Ni el ES ni el VaR capturan por completo el riesgo de colas en ninguna situación, explicado esto en que para todos los sets de datos existen excepciones en las colas. Remarcando que ninguna medida de riesgo es perfecta.
4. El ajuste por autocorrelación en los datos, impide capturar el riesgo de colas en el periodo de crisis. Además, la ventaja del ES sobre el VaR dentro de crisis es

extremadamente pequeña cuando se usa el ajuste ARMA/GARCH por autocorrelación(ε)

## 6.2 Comparación por eficiencia de las medidas.

Por otro lado, Yasuhiro Yamai y Toshinao Yoshiba publican en el 2002 una serie de papers donde comparan ambas medidas basados en el funcionamiento de estas bajo diferentes características.

Se analizaron varios de esta serie, el primero compara las medidas VaR y ES de acuerdo a tres aspectos: los errores de estimación, su descomposición en factores de riesgo y su optimización. (Yamai & Yoshiba, 2002) Consideran un portafolio (compuesto por acciones y opciones de General Electric, Mc Donald's, Intel) de opciones y uno de créditos, asumen que sus retornos logarítmicos se distribuyen con normalidad y estiman la matriz de varianzas y covarianzas de los datos históricos de 10.000 observaciones.

Evalúan los errores de estimación de un portafolio ejemplo por medio de una simulación de Monte Carlo al que se calculan media, desviación estándar y, un intervalo de confianza del 95% para estimar el VaR y ES; después hacen los mismos cálculos para el portafolio de opciones real encontrando que el error de estimación en el ES es mayor que el del VaR porque los strikes de las opciones se encuentran en las colas pesadas cuando estos están out of the money. En cuanto al portafolio de deudas, adoptan el riesgo de impago como pérdidas en el periodo y calculan las medidas de riesgo de la misma manera que en el caso anterior usando como error la desviación estándar relativa. El error de estimación del ES es mayor que el del VaR cuando la tasa de default es baja y la correlación del default es alta, varía cuando hay bajas tasas de default porque tiene muy poca información para analizar, cuando la frecuencia de pérdidas cae, la estimación de ES requiere grandes muestras de datos para mantener el nivel de asertividad.

El siguiente paso en el paper es descomponer las medidas de riesgo en factores con el fin de evaluar la efectividad de las medidas de manera individual con cada componente del portafolio, para esto utilizan el VaR y ES marginales bajo la teoría de Tasche (2000).

Luego comparan la capacidad de optimizar portafolios basándose en cada una de las medidas, primero optimiza el VaR calculado por el método de varianzas y covarianzas propuesto por Markowitz en 1952, este asume que los portafolios son una combinación lineal de factores de riesgo normalmente distribuidos y que el VaR se calcula mediante una matriz de varianzas y covarianzas de dichos factores; se selecciona el portafolio con la mejor varianza media luego de minimizar la varianza sujeta a restricciones de los retornos esperados del portafolio, es posible optimizarlo ya que el VaR es vector escalar de la desviación estándar de las pérdidas.

Para VaR calculado bajo simulación, exponen la dificultad de optimizarlo basados en el trabajo de Mausser y Rosen (1998) y concluyen que al no ser el VaR una función convexa de los factores de riesgo el problema de optimización es difícil de resolver ya que podrían existir muchas posibles soluciones porque en este caso el VaR ya no es múltiplo escalar de la desviación estándar de las pérdidas y no es optimizable usando la misma ecuación.

En el caso del ES, los autores solo muestran la optimización del ES calculado por método de simulación, Rockafeller y Uryasev en el año 2000 proponen un algoritmo simple de optimización de portafolios basados en ES donde asumen que las pérdidas de los factores de riesgo se agrupan en una combinación lineal creando un portafolio de pérdidas que se minimizará para encontrar la mejor combinación de factores que permita disminuir el resultado de la medida de riesgo.

Finalmente concluyen que el ES es más fácil de descomponer en factores y de optimizar que el VaR, además el ES necesita de muestras de datos mucho más grandes que las del VaR para lograr el mismo nivel de exactitud en el cálculo.

## 6.3 Método de copulas, teoría de valores extremos.

Ahora bien, Yamai y Yoshiba realizan otra comparación de las medidas, pero ahora solo bajo condiciones de estrés de mercado. (Yamai & Yoshiba, 2002)

Los autores comparan el VaR y el ES bajo condiciones de estrés de mercado, asumen que los retornos de los activos para dichos momentos se distribuyen como valores extremos multivariados y de acuerdo a esto simulan una cartera para examinar cuales son los efectos del estrés de mercado sobre las propiedades de ambas medidas de riesgo, lo asumen así basados en los resultados de la teoría de valores extremos.

El principal factor que usan para comparar las medidas es la Copula, que se define como la función de distribución de dos variables aleatorias que siguen una distribución estándar uniforme, su idea principal es separar la distribución conjunta que describe las colas marginales de las distribuciones y la estructura de dependencia de valores extremos.

Una de las propiedades más importantes de la Copula es la propiedad de invariancia, dice que la Copula es constante bajo las incrementales y continuas transformaciones de los marginales por lo que representa la parte que no describen estos.

De acuerdo a la teoría de valores extremos la distribución de los excesos es descrita por tres parámetros: el índice de cola ($\xi$) que representa que tan grande es la cola de la distribución, el parámetro escalar ($\sigma$) que representa qué tan dispersa es la distribución y la probabilidad de cola ($p$). Cuando el nivel de confianza de VaR o ES es menor a $p$, la distribución de excesos es utilizada para calcular dichas medidas.

Hacen una aplicación de la teoría de valores extremos con los cambios logarítmicos diarios de tasas de cambio por un dólar presentadas por tres países industrializados y 18 economías emergentes en el periodo entre el 01 de noviembre de 1993 al 29 de octubre de 2001.

Comienzan por un análisis univariado usando el método de máxima verosimilitud descrito por Embrechts et al en 1997 y Coles en 2001. Variaron la probabilidad desde 1% hasta 10% y estimaron los parámetros $\xi$, $\sigma$ y $\theta$ para cada uno; después calcularon el VaR y el ES al 95% y 99% utilizando los valores de los parámetros estimados.

Encontraron que los índices de cola en las economías emergentes son más altos que los de las economías desarrolladas, el parámetro escalar σ es más pequeño en economías emergentes lo que sugiere que la condición de riesgo de colas puede mantenerse; el VaR en economías emergentes en comparación con el de países desarrollados tiene colas de riesgo; el ES solo tiene cola de riesgo en algunas de las economías emergentes comparadas con algunas economías desarrolladas; por último, el ES tiene colas de riesgo en menos casos que el VaR.

Después hacen el mismo análisis, pero bivariado, para este eligieron cinco monedas de países del sureste asiático, calcularon los parámetros de acuerdo a la distribución bivariada de valores extremos adoptando el mismo método que Longin y Solnik en el 2001. Dan probabilidades de cola p1 y p2, los índices de cola de los marginales (ξ1 y ξ2), los parámetros escalares de los marginales (σ1 y σ2), los umbrales (Θ1 y Θ2) y el parámetro de dependencia de la copula de Gumbel (α). Luego, estiman los parámetros en las colas derechas por el método de máxima verosimilitud para una probabilidad de 10%. Calculan el VaR y el ES de las sumas de los cambios logarítmicos en dos tasas de cambio.

Encuentran que tanto VaR como ES son indiferentes a la dependencia de colas con los niveles paramétricos estimados, el VaR al 95% muestra riesgo de colas para cada comparación entre monedas; el VaR al 99% y el ES al 95% y 99% no presentaron riesgo de colas.

Por tanto, concluyen que: VaR y el ES pueden subestimar el riesgo de los portafolios con colas pesadas y potenciar grandes pérdidas; ambas medidas pueden no tener en cuenta la dependencia de cola de los retornos; y finalmente, el ES tiene menos problemas para ignorar las colas pesadas y la dependencia de cola que el VaR.

## 6.4 Backtesting.

Otra forma de comparar estas medidas es por medio de la aplicación de Backtesting; éste método es ampliamente aceptado por diferentes académicos y además es el recomendado por el comité de supervisión bancaria de Basilea (BCBS por sus siglas en inglés) como el mejor instrumento para evaluar el correcto funcionamiento de las medidas de riesgo, significa a las

entidades mejores oportunidades de controlar sus modelos internos de manera consistente en diferentes circunstancias de mercado. (BCBS, 1996)

### 6.4.1 Método 1.

Es un conjunto de procedimientos estadísticos diseñados para comprobar que las pérdidas
En 2018 en la revista Investment management and financial innovations volumen 15, Tom Burdof y Gary Van Vuuren publican una comparación entre VaR y ES hecha por el método de Backtesting donde utilizan portafolios similares de securities de sector bancario y retail en el Reino Unido y Sur África en el periodo 2008 a 2010, utilizan varianza, covarianza y simulación de Montecarlo para encontrar el VaR y el ES y posteriormente hacen un backtesting para comparar los resultados asumiendo normalidad. Entre sus conclusiones están que el ES será siempre superior al VaR en todas las condiciones de mercado, para diferentes sectores y mercados operantes en diferentes economías. (Burdof & Vuuren, 2018)

La data se compone de los precios de cierre de securities del London stock Exchange y el Johannesburg Stock Exchange, de empresas de los sectores retail y bancario de Reino Unido y Sur África. Componen 4 portafolios (dos para cada país) que se componen, uno de las tres empresas de retail más grandes y otro de los tres bancos con mayor capitalización en los mercados del respectivo país a abril de 2018. Los autores determinan que las dos industrias son comparables porque los bancos están directamente relacionados con la crisis financiera y especialmente los bancos en el Reino Unido estuvieron altamente expuestos al mercado inmobiliario de USA; por otro lado, las empresas de retail se vieron muy afectadas con la desaceleración del consumo durante y después de la crisis del 2008.

Para comparar las medidas VaR y ES, utilizan el backtesting, cuentan el número de pérdidas que exceden al valor de la medida de riesgo. Para ambas, dichas pérdidas se distribuyen como una Bernoulli con probabilidad $\alpha$ y resultarán marcándose como 1 los excesos y los no excesos como 0 en el periodo de tiempo t.

En cuanto a los resultados del estudio, en general ambas medidas (VaR y ES) son altas en periodos de crisis; en el periodo pre-crisis VaR y ES son menores para los bancos del Reino

Unido comparados con los bancos de Suráfrica; en el sector retail los valores son muy similares, pero ambas son un poco mayores para el Reino Unido sin ser ésta una diferencia significativa. Durante el periodo de crisis, VaR y ES de las empresas del Reino Unido fueron mucho mayores que para las surafricanas.

#### *6.4.1.1 Resultados del VaR.*

Es similar en ambos periodos y ambas industrias en Suráfrica utilizando la simulación histórica y método de varianza y covarianza. En el Reino Unido difiere siendo mucho más altas en periodos de crisis, en los bancos entre 2008 y 2009 el VaR es significativamente más alto usando simulación histórica que con método de varianzas y covarianzas.

#### *6.4.1.2 Resultados del ES.*

Es similar al VaR, usando simulación histórica el ES es significativamente más alto para los bancos durante la crisis del 2008 en el Reino Unido y Suráfrica. Lo que significa que, bajo este método, los bancos van a necesitar muchas más reservas para operar.

#### *6.4.1.3 Resultados del Backtesting.*

Se comparan VaR y ES resultantes de los métodos de simulación histórica y varianzas y covarianzas de acuerdo a las reglas del BCBS, no testearon la simulación de Montecarlo porque sus retornos son simulados.
El modelo de backtesting planteado por la BCBS clasifica por colores (verde, amarillo y rojo) la cantidad de excesos del modelo y le da una ponderación a cada color, la medida VaR está marcada en amarillo para ambos portafolios bancarios durante la crisis, en el periodo pre-crisis el VaR por simulación histórica se marcó en amarillo para bancos y retail Surafricanos. El VaR se marcó en amarillo en los 4 casos mientras que el ES solo en dos, por tanto, el modelo es acertado si los excesos son <5.

A raíz de los hallazgos concluyen que, ES y VaR fueron considerablemente más altos en periodo de recesión, los métodos de varianzas y covarianzas y simulación de Montecarlo fueron más acertados en términos de identificar los excesos que la simulación histórica especialmente en momentos de recesión. Además, el backtesting demuestra que ambas

medidas son insuficientes para evaluar el verdadero riesgo ya que superaron los 4 excesos usando el método de varianzas y covarianzas y la simulación histórica para el sector bancario del Reino Unido de 2008 al 2010, pero el ES proporciona un mejor acercamiento.

### 6.4.2 Método 2.

Por último, Helene Skaar plantea en su tesis un comparativo de estas dos medidas también por el método Backtesting, pero utilizando diferentes test y evaluando el más conveniente para su estudio. De acuerdo a los resultados obtenidos, ella considera que el ES resulta ser el mejor método para estimar las potenciales pérdidas futuras. (Skaar, 2017)

La tesis de Helene Skaar evalúa ambas medidas (VaR – ES) para cuatro portafolios compuestos por tres mercados de commodities (granos, energía y metales) en diferentes escenarios desde el 2 de julio de 2001 hasta 17 marzo de 2017. El inicio y fin de los escenarios están marcados por los precios de los commodities en dichas fechas.

Las medidas de riesgo son evaluadas por medio de un backtesting que compara las excepciones del modelo con determinado nivel de significancia, esto lo hace por medio del Test de Kupiec y Test de Christoffersen. El backtesting revela de acuerdo a los datos históricos cuántas veces la medida VaR fue excedida, para un nivel de confianza $\alpha = 5\%$ el modelo no se acepta si dichos excesos sobrepasan en este caso el 5% de los días en estudio.

#### 6.4.2.1 Test de Kupiec.

El test de Kupiec introduce una proporción de pérdidas, usa un ratio de probabilidad para testear si la probabilidad de las excepciones está sincronizada con la probabilidad *P* del nivel de confianza del VaR. El test es de distribución chi cuadrada con un grado de libertad, el modelo VaR será rechazado si el ratio de probabilidad excede al valor crítico determinado por el nivel de VaR.

#### *6.4.2.2 Test de Christoffersen.*

Cuando los retornos de un activo son pérdidas que exceden a las predicciones del modelo VaR, este se rompe para ese día. Es muy común observar que dichos excesos ocurren en

grupos. El test de Christoffersen rechaza el VaR cuando las excepciones se presentan en grupo. El modelo es un test de independencia y usa el ratio de probabilidad con una distribución chi con un grado de libertad. El modelo usa el exceso y estima cual es la probabilidad de tener un nuevo exceso mañana. El test es rechazado si el p-value es menor al nivel de significancia α del VaR.

Los resultados muestran que el test de Christoffersen es mucho más difícil de pasar mientras que el de Kupiec y el clásico aprobaron cerca del 65% de las veces. El Test de Kupiec es un test de probabilidad con una distribución chi cuadrada con un grado de libertad, rechaza cuando la medida de riesgo está por debajo de las pérdidas estimadas dadas por el nivel de significancia. El test de Christoffersen es un backtest de independencia de la probabilidad de pérdida de cada escenario. Usa una distribución chi con dos grados de libertad y calcula el p-value basado en los valores críticos para el nivel de significancia, los p-values son testeados contra el nivel de significancia y el test para el día que ya falló si el p-value es menor que el nivel de significancia. Si la suma de fallas dividida por el número total de aplicaciones del test en el periodo es mayor al nivel de significancia, entonces el periodo de esa medida de riesgo es rechazado por el test. Para el caso de los cuatro portafolios tratados en este trabajo, Christoffersen solo aprobó el 12% de las veces lo que explicaría la hipótesis de que la mayoría de valores extremos se presentan en grupo.
Calcula el ES por los métodos histórico y normal bajo un nivel de confianza del 99%, de estos, el ES histórico es mejor capturando el riesgo de colas; en cuanto al VaR, fue calculado por los mismos dos métodos demostrando que el VaR a altos niveles de confianza no es efectivo capturando el riesgo ya que no ve más allá del 1% límite de significancia que incluye las colas donde se acumulan las pérdidas extremas.

Para los cálculos del ES al 5% de confianza, se demuestra que no es mejor que el VaR. Esto se explica porque el ES se calcula basándose en la media de las pérdidas que exceden al VaR (las colas que éste no analiza), para un VaR del 95% el 5% que no está analizando podría excederlo, pero el modelo igual se aprobaría con un backtest clásico.

Concluye que el VaR es menos efectivo midiendo el riesgo a altos niveles de confianza y el ES lo hace mejor. Ambas medidas predicen bien el riesgo bajo un mercado estable y una economía en crecimiento, en tiempos de crisis y recesión el VaR es pobre en capacidad de captura de potenciales pérdidas. Se demuestra entonces que el ES y en especial el ES histórico con nivel de confianza al 99% es la mejor medida de riesgo para los portafolios de los tres activos estudiados en esta tesis y la recomendación de su autora.

Después de la comparativa anterior, se elige para esta tesis el Backtesting como método de comparación de medidas de riesgo. No solo porque sea el método recomendado por el BCBS, sino porque queda demostrado que para trabajos prácticos es el más adecuado y el que permite demostrar la eficiencia de las medidas.

Este método es el propuesto por el comité de Basilea para la prueba de efectividad del modelo, dan colores verde, amarillo y rojo para clasificar el número de excesos de acuerdo a su probabilidad y utiliza un multiplicador que determina el capital de reserva necesario de un banco. Si el número de excesos es mayor a 4, tiene el 95% de probabilidades de que el modelo sea inoperante. (Mak & Meng, 2014)

El comité ofrece lineamientos de aplicación por medio del documento publicado en enero de 1996, explica que el backtest compara si el porcentaje de 99% observado de excesos cubierto por la medida de riesgo es consistente con el nivel de confianza del 99%. Consideran que el uso del backtest es apropiado porque la medición del riesgo generalmente se basa en la sensibilidad de un portafolio estático a los movimientos instantáneos de los precios. (BCBS, 1996)

Además, una guía de cómo interpretar los resultados del test. En la tabla 1 se muestran los límites de los rangos de clasificación que da BSBS para los resultados de la aplicación del backtesting a los modelos. Cada rango tiene asignado un color (rojo, amarillo o verde) de acuerdo al nivel de excepciones que resulten del backtest. La zona verde corresponde a los resultados que no susciten un problema con la calidad o exactitud del modelo de la entidad. La zona amarilla contiene resultados que plantean preguntas al respecto del modelo, pero

donde la conclusión no es definitiva. La zona roja refleja con certeza que el resultado del backtest indica problemas con el modelo de riesgo del banco.

Tabla 6.1
*Zonas de clasificación de excepciones a las medidas de riesgo.*

| ZONA | NRO DE EXCESOS | MULTIPLICADOR | PROBABILIDAD ACUMULADA |
|---|---|---|---|
| VERDE | 0 | 0,00 | 8,11% |
| | 1 | 0,00 | 28,58% |
| | 2 | 0,00 | 54,32% |
| | 3 | 0,00 | 75,81% |
| | 4 | 0,00 | 89,22% |
| AMARILLA | 5 | 0,40 | 95,88% |
| | 6 | 0,50 | 98,63% |
| | 7 | 0,65 | 99,60% |
| | 8 | 0,75 | 99,89% |
| | 9 | 0,85 | 99,97% |
| ROJA | 10 | 1,00 | 99,99% |

Nota: La Tabla 1 describe las zonas de clasificación de los resultados del modelo VaR basados en el número de violaciones a estas presentadas en el periodo bajo estudio. Tomado de: (BCBS, 1996)

Para el caso argentino, el Banco Central de la República Argentina adoptó e interpretó lo dicho por el BCBS y en el 2001 expone un documento con características del test y recomendaciones para la implementación.

Las autoridades locales definen el backtesting como un procedimiento estadístico que se utiliza para validar la calidad y precisión de los modelos VaR mediante la comparación de los resultados reales de las posiciones de negociación con las medidas de riego generadas por los modelos detectando defectos en dichos modelos. Éste proceso implica calcular las excepciones (cantidad de veces en que las pérdidas reales del periodo subsiguiente superaron la medida VaR del modelo) y evaluar si se presentaron en un número superior al que se esperaba. (Balzarotti, Del Canto, & Delfiner, 2001)

# 7 Aplicación Value at Risk y Expected Shortfall.

Para el desarrollo de este capítulo se eligieron las dos empresas que registran mayor volumen de negociación en el índice MERVAL de los sectores energético y financiero, esto debido a que fueron bastante afectadas por políticas gubernamentales planteadas en el gobierno vigente en la mayor parte del intervalo temporal elegido y además por movimientos en la economía a nivel mundial también causaron movimientos importantes en los precios. Se utilizaron los retornos logarítmicos del Banco Macro, Grupo Financiero Galicia, EDENOR y Pampa Energía desde el 02/01/2017 al 30/03/2020 recuperados de Yahoo Finance; con estos datos, después se calcularon las medidas de riesgo VaR y ES bajo un intervalo de confianza de 99% y se documentaron sus resultados para comparar la efectividad de las mismas.

Para el cálculo de las medidas se utilizó el método histórico. Este se basa en recolectar información de los eventos ya ocurridos para construir un dataset univariado que servirá como input del modelo. Se asume que el proceso de cambio del factor de riesgo asociado a cada precio es estacionario por lo que se necesita de gran cantidad de observaciones para que el modelo prediga de manera adecuada. Se necesitan varios eventos extremos en la recolección para proveer al modelo de más información acerca de la distribución de las pérdidas ubicadas en la cola. (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005)

El cálculo de una medida de riesgo comienza por transformar los precios en una variable aleatoria y estacionaria, elegir una distribución apropiada y los parámetros exigidos por el modelo. Cuando la variable es estacionaria, los parámetros son estables y se pueden inferir de los datos históricos. Es económicamente más significativo utilizar los retornos logarítmicos ya que asegura que la distribución no será dirigida a precios negativos, además de que es fácil extender el análisis a varios periodos. (Jorion P. , 2007)

Un modelo de medida de riesgo intenta caracterizar un cambio en los valores futuros de un portafolio. Esto requiere que el modelo tenga en cuenta el dinamismo en la evolución de los retornos a través del tiempo y la distribución de aquellos retornos en cualquier punto del

tiempo. Para describir esta evolución, (JP Morgan, 1996) se basa en la noción que los precios siguen un random walk, con el cual define el modelo fundamental del precio dinámico de un activo:

$$P_t = \mu + P_{t-1} + \sigma\varepsilon_t \quad (7.1)$$

$$P_t - P_{t-1} = \mu + \sigma\varepsilon_t \qquad \varepsilon_t \sim IID\ N(0,1) \quad (7.2)$$

Donde $\varepsilon_t$ es una variable aleatoria normalmente distribuida con media 0 y varianza 1, independiente e idénticamente distribuida.

Por tanto, el precio $P_t$ es también una variable normalmente distribuida que depende de $\varepsilon_t$, el parámetro μ (media) y el precio en el periodo anterior $P_{t-1}$. En este modelo existe una probabilidad de que los precios sean negativos lo cual es contra producente al momento de evaluar las medidas de riesgo; una manera de garantizar que no pase, es modelar los precios como el logaritmo de $P_t$ el cual será un random walk con variaciones normalmente distribuidas.

$$P_t = P_{t-1}e(\mu + \sigma\varepsilon_t) \quad (7.3)$$

Si $P_{t-1}$ y $e(\mu + \sigma\varepsilon_t)$ son siempre positivos y $\varepsilon_t$ se distribuye como una normal , se tiene certeza de que $P_t$ nunca será negativo y seguirá una distribución log normal. Es importante aclarar que en este modelo se asume que la varianza es constante; supuesto que permitirá tener en cuenta la variación de precios a lo largo del tiempo.

Se utilizaron los retornos logarítmicos porque de acuerdo a JP Morgan en su documento RiskMetrics, éstos tienen propiedades estadísticas más atractivas que los precios, además los precios absolutos no miden los cambios en términos el nivel de precio dado. (JP Morgan, 1996)

Los retornos logarítmicos del precio de las acciones se definen como el logaritmo natural del retorno. Matemáticamente se expresa así:

$$r_t = \ln(1 + R_t) = ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = (P_t - P_{t-1}) \quad (7.4)$$

Donde $P_t = \ln(P_t)$ es el logaritmo natural de los precios.

Para entender con qué tipo de datos se trabajaron las medidas de riesgo, en las tablas 7.1 a la 7.4 se consignan algunos indicadores estadísticos que permiten describirlos y ver la forma en la que se distribuyen. Para cada uno de los cuatro sets de datos se analizaron 790 observaciones.

## 7.2 Características estadísticas de los datos.

En las tablas de la 7.1 a la 7.4 se encuentran los resultados de los estadísticos descriptivos más comunes cuando se desea caracterizar un dataset. Con el ánimo de mostrar el escenario en el que se calculan las medidas de riesgo, se recopilan y se explican las mismas a continuación.

Se encuentra que la media es de 0,0004094 para el Banco Macro, 0,0003607 para el Grupo Financiero Galicia, -0,0006083 para EDENOR y 0,0005455 para Pampa Energía; indica que al ser tan cercanas a cero los datos podrían clasificarse dentro de una distribución normal, llama la atención el caso de EDENOR cuya media es un valor negativo, indica que los datos están agrupados a la izquierda.

El valor mínimo para estos es: -0,6257 para Banco Macro, -0,6336 para Grupo Financiero Galicia, -0,6772 para EDENOR y -0,5956 para Pampa Energía; éste punto fue alcanzado para todos en el mes de agosto de 2019 cuando se llevaron a cabo las elecciones primarias para la presidencia en Argentina. No se considera que el valor mínimo sea de tanto peso como para

cambiar la posición de la media por lo que se usa como medida de tendencia central de los datos.

El desvío estándar es para Banco Macro de 0,043312, para Grupo Financiero Galicia de 0,042215, para EDENOR de 0,040451 y para Pampa Energía de 0,0388555. Son todos muy cercanos a cero, lo que indica que no existe gran dispersión, no es representativo en ninguno de los casos pensar que los datos se alejan de la distribución normal.

Tabla 7.1
*Estadística descriptiva Banco Macro.*

| **BANCO MACRO** | |
|---|---|
| Observaciones | 790 |
| Mínimo | -0,625780305 |
| Máximo | 0,188031077 |
| Asimetría | -4,086534181 |
| Curtosis | 56,69369948 |
| DesvEst | 0,043287988 |
| Media | 0,000427168 |

Nota: La tabla 7.1 muestra los resultados de los estadísticos básicos para el dataset del Banco Macro. Elaboración propia.

Tabla 7.2
*Estadística descriptiva Grupo Financiero Galicia.*

| **GRUPO FINANCIERO GALICIA** | |
|---|---|
| Observaciones | 790 |
| Mínimo | -0,63608425 |
| Máximo | 0,14137709 |
| Asimetría | -4,67262367 |
| Curtosis | 66,7503955 |
| DesvEst | 0,04221553 |
| Media | 0,00036077 |

Nota: La tabla 7.2 muestra los resultados de los estadísticos básicos para el dataset del Grupo Financiero Galicia. Elaboración propia.

Tabla 7.3
*Estadística descriptiva EDENOR.*

| **EDENOR** | |
|---|---|
| Observaciones | 790 |
| Mínimo | -0,672093748 |
| Máximo | 0,197359397 |
| Asimetría | -5,588256417 |
| Curtosis | 96,37268187 |
| DesvEst | 0,040451739 |
| Media | -0,000608398 |

Nota: La tabla 7.3 muestra los resultados de los estadísticos básicos para el dataset del EDENOR. Elaboración propia.

Tabla 7.4
*Estadística descriptiva Pampa Energía.*

| **PAMPA ENERGÍA** | |
|---|---|
| Observaciones | 790 |
| Mínimo | -0,59569184 |
| Máximo | 0,19229275 |
| Asimetría | -4,47359974 |
| Curtosis | 72,8789724 |
| DesvEst | 0,03855589 |
| Media | 0,00054557 |

Nota: La tabla 7.4 muestra los resultados de los estadísticos básicos para el dataset del Pampa Energía. Elaboración propia.

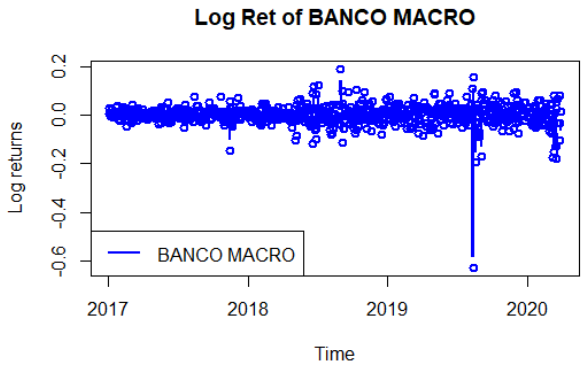
El conjunto de retornos muestra un exceso de curtosis en todos los casos. Para Banco Macro es de 56,627253, para Grupo Financiero Galicia de 66,750395, EDENOR 96,377268 y, por último, para Pampa Energía de 72,878972. Un valor de curtosis positivo da a entender que los datos tienen una organización leptocúrtica, demostrando presencia de colas pesadas y un pico más apuntalado que el de la distribución normal. (DeCarlo, 1997) Esto documenta la existencia de eventos de estrés de mercado que están engrosando las colas de la distribución.

El coeficiente de asimetría es negativo para todos los casos en estudio, esto significa que la mayoría de datos están posicionados al lado derecho de la media, con presencia de una cola izquierda pesada y más larga. Para Banco Macro es de -4,0835, para Grupo Financiero Galicia de -4,672623, para EDENOR de -5,588256 y finalmente para Pampa energía de -4,473599. Los datos son altamente asimétricos. El resultado de EDENOR concuerda con la media negativa e indica que los retornos logarítmicos son en su mayoría valores negativos.

Ahora, analizando la distribución de los retornos logarítmicos, en los gráficos 7.1 a 7.4 se muestra la posición de los mismos frente a la media. Se destaca el dato mínimo presente en los cuatro sets, muestra una fuerte caída del mercado de valores argentino ocurrida en el mes de agosto de 2019 a causa de las elecciones primarias presidenciales (las llamadas PASO) que desestabilizaron el mercado por la incertidumbre que generaron. Después, para el mes de marzo de 2020 se observa una nueva caída, no tan pronunciada como la anterior, pero es notable.

Gráfico 7.1

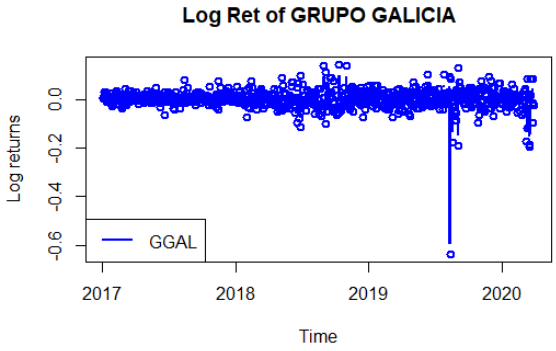
*Retornos logarítmicos Banco Macro.*




Nota: El gráfico muestra los retornos logarítmicos, los puntos sobresalientes serán los que conformen las colas de la distribución. Elaboración propia.

Gráfico 7.2

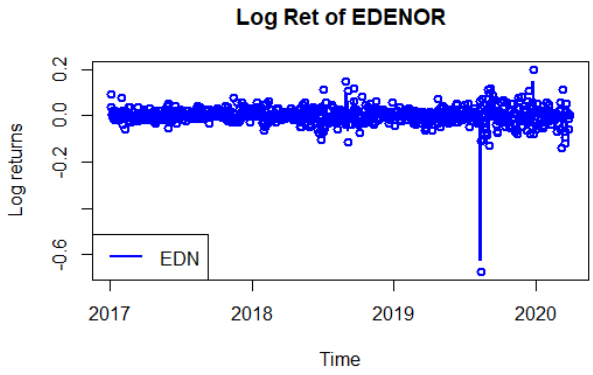
*Retornos logarítmicos Grupo Financiero Galicia.*




Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.3

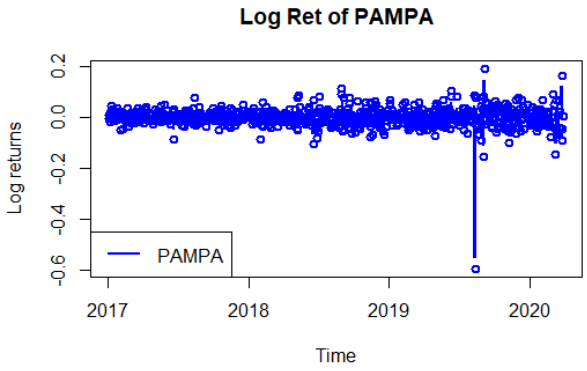
*Retornos logarítmicos EDENOR*




Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.4

*Retornos logarítmicos Pampa Energía.*




Nota: Elaboración propia.

Lo anterior principalmente atribuido a la aparición en América del COVID-19 que debido a la incertidumbre que generó, propició un efecto dominó sobre las bolsas mundiales de la que el MERVAL no fue exento. Para el mes de marzo de 2020 registró una caída del 30,3% destacándose en esta el Grupo Financiero Galicia cayendo un 43,6% y el Banco Macro con un 40,5%. En adición, los resultados mostrados por el sector público no son alentadores, el resultado fiscal muestra un resultado deficitario mayor al del mismo mes del 2019 en al menos un 13%, en cuanto a los ingresos tributarios, éstos se incrementaron en 33,1% esto vinculado al llamado impuesto país que hace parte de las estrategias económicas del país para

controlar el precio del dólar y la inflación. En cuanto al gasto, este se incrementó en 70% explicado por las políticas económicas puestas en marcha a raíz de la crisis sanitaria, de las cuales quizá la más representativa son transferencias corrientes las cuales aumentaron 132% en comparación con el 2019. (Ministerio de Economía, 2020)

Éstos datos se convierten en atípicos y terminan por engruesar las colas. Para conocer exactamente a partir de qué valor se consideran eventos extremos y cuantos se presentan en los datos, se identificaron los cuantiles y el rango intercuantílico de la distribución. En las tablas 7.5 a 7.8 se muestran los valores correspondientes a los rangos, el IQR, el valor límite superior y el inferior que marcan a partir de qué datos se van a considerar los mismos.

Tabla 7.5
*Cuantiles y valores límite Banco Macro.*

| **BANCO MACRO** | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Q1 | Q3 | IQR | Upper bound | Lower bound |
| -0.01632939 | 0.01887776 | 0.03520715 | 0.1009104 | -0.09836204 |

Nota: La tabla muestra los cuantiles 1 y 3 y el rango intercuantílico de los datos, además el valor más bajo y más alto que son los límites de los cuantiles 1 y 3 respectivamente. Elaboración propia.

Tabla 7.6
*Cuantiles y valores límite Grupo Financiero Galicia.*

| **GRUPO FINANCIERO GALICIA** | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Q1 | Q3 | IQR | Upper bound | Lower bound |
| -0.0154133 | 0.018969 | 0.0343823 | 0.09907977 | -0.09552407 |

Nota: Comparando los resultados de ambas entidades del mismo sector, se puede ver que tanto las pérdidas como las ganancias están mucho más acentuadas en el Banco Macro que puede ser producto de ser negociada en mayor volumen. Elaboración propia.

Tabla 7.7
*Cuantiles y valores límite EDENOR*

| **EDENOR** | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Q1 | Q3 | IQR | Upper bound | Lower bound |
| -0.01563552 | 0.01604851 | 0.03168402 | 0.08987228 | -0.08945929 |

Nota: La tabla muestra los cuantiles 1 y 3 y el rango intercuantílico de los retornos logarítmicos de EDENOR, además el valor más bajo y más alto que son los límites de los cuantiles 1 y 3 respectivamente. Elaboración propia.

Tabla 7.8
*Cuantiles y valores límite Pampa Energía.*

| **PAMPA ENERGÍA** | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Q1 | Q3 | IQR | Upper bound | Lower bound |
| -0.01536234 | 0.01830481 | 0.03366715 | 0.09674926 | -0.09380679 |

Nota: Comparando la información por sector, los valores límite son mucho más altos para Pampa Energía, lo que se traduce en colas menos pesadas de la distribución de los retornos logarítmicos. Elaboración propia.

El valor "Upper bound" es el valor límite superior, los retornos que lo sobrepasen se consideran excesos dentro de la distribución y por tanto se encontrarán en la cola derecha. En contraste, el valor "Lower bound" será el valor límite inferior y todo lo que sea menor a él se encontrará en la cola izquierda de la distribución. contando los excesos de cada lado, se conforman la totalidad de valores atípicos para cada set.

Los valores atípicos o outliers, son los puntos inusuales en un set de datos que difieren sustancialmente del resto. En series de tiempo económicas los valores se ven afectados en varios puntos por un evento externo (Caroni, Karioti, Economou, & Pierrakou, 2007) los mismos pueden llegar a no ser contemplados por la medida VaR debido a que ésta, por definición, ignora los valores extremos generados en periodos de crisis. En las tablas 7.9 a 7.12 se especifican los valores atípicos de cada set de datos.

Tabla 7.9
*Outliers data set Banco Macro.*

| DATE | RETURN | OUTLIER |
|---|---|---|
| 14/11/2017 | -0,14432687 | TRUE |
| 04/05/2018 | -0,10451275 | TRUE |
| 18/06/2018 | -0,11700524 | TRUE |
| 27/06/2018 | -0,100142 | TRUE |
| 04/09/2018 | -0,11401866 | TRUE |
| 12/08/2019 | -0,62578031 | TRUE |
| 20/08/2019 | -0,19432045 | TRUE |
| 03/09/2019 | -0,1715388 | TRUE |
| 09/03/2020 | -0,1762079 | TRUE |
| 12/03/2020 | -0,15152818 | TRUE |
| 16/03/2020 | -0,12855809 | TRUE |

| | | |
|---|---|---|
| 18/03/2020 | -0,18107786 | TRUE |
| 27/03/2020 | -0,1047429 | TRUE |
| 21/06/2018 | 0,11673141 | TRUE |
| 03/07/2018 | 0,1234795 | TRUE |
| 31/08/2018 | 0,18803108 | TRUE |
| 12/10/2018 | 0,10341187 | TRUE |
| 09/08/2019 | 0,10762748 | TRUE |
| 13/08/2019 | 0,15517791 | TRUE |

Nota: Se observa que, para este set de datos, los outliers son en su mayoría del año 2018. Lo que da cuenta de la alta volatilidad del mercado para este año. Elaboración propia.

Tabla 7.10
*Outliers data set Grupo Financiero Galicia.*

| DATE | RETURN | OUTLIER |
|---|---|---|
| 18/06/2018 | -0,09886289 | TRUE |
| 27/06/2018 | -0,11557305 | TRUE |
| 04/09/2018 | -0,10248277 | TRUE |
| 12/08/2019 | -0,63608425 | TRUE |
| 20/08/2019 | -0,17667439 | TRUE |
| 03/09/2019 | -0,1900274 | TRUE |
| 09/03/2020 | -0,17325849 | TRUE |
| 12/03/2020 | -0,12045512 | TRUE |
| 16/03/2020 | -0,19633226 | TRUE |
| 18/03/2020 | -0,18714517 | TRUE |
| 31/08/2018 | 0,1366889 | TRUE |
| 06/09/2018 | 0,11059092 | TRUE |
| 12/10/2018 | 0,14137709 | TRUE |
| 01/11/2018 | 0,13675435 | TRUE |
| 12/06/2019 | 0,10168709 | TRUE |
| 04/09/2019 | 0,12813709 | TRUE |

Nota: Elaboración propia.

Tabla 7.11
*Outliers data set EDENOR.*

| DATE | RETURN | OUTLIER |
|---|---|---|
| 29/06/2018 | -0,10345398 | TRUE |
| 04/09/2018 | -0,11394431 | TRUE |
| 12/08/2019 | -0,67209375 | TRUE |
| 14/08/2019 | -0,10885436 | TRUE |
| 20/08/2019 | -0,10561965 | TRUE |
| 03/09/2019 | -0,12819804 | TRUE |

| | | |
|---|---|---|
| 09/03/2020 | -0,14170679 | TRUE |
| 16/03/2020 | -0,11918846 | TRUE |
| 03/07/2018 | 0,11397928 | TRUE |
| 31/08/2018 | 0,1455607 | TRUE |
| 05/09/2018 | 0,10843465 | TRUE |
| 19/09/2018 | 0,11895198 | TRUE |
| 30/08/2019 | 0,11191792 | TRUE |
| 05/09/2019 | 0,11745333 | TRUE |
| 16/12/2019 | 0,10711776 | TRUE |
| 26/12/2019 | 0,1973594 | TRUE |
| 10/03/2020 | 0,11012532 | TRUE |

Nota: Elaboración propia.

Tabla 7.12
*Outliers data set Pampa Energía.*

| DATE | RETURN | OUTLIER |
|---|---|---|
| 18/06/2018 | -0,10547062 | TRUE |
| 12/08/2019 | -0,59569184 | TRUE |
| 03/09/2019 | -0,15203725 | TRUE |
| 08/11/2019 | -0,09928151 | TRUE |
| 09/03/2020 | -0,14318851 | TRUE |
| 31/08/2018 | 0,11414888 | TRUE |
| 12/06/2019 | 0,10631879 | TRUE |
| 05/09/2019 | 0,19229275 | TRUE |
| 25/03/2020 | 0,1659338 | TRUE |

Nota: Este es el que menor presencia de datos atípicos tiene, por tanto, es el que tiene las colas menos pesadas. Elaboración propia.

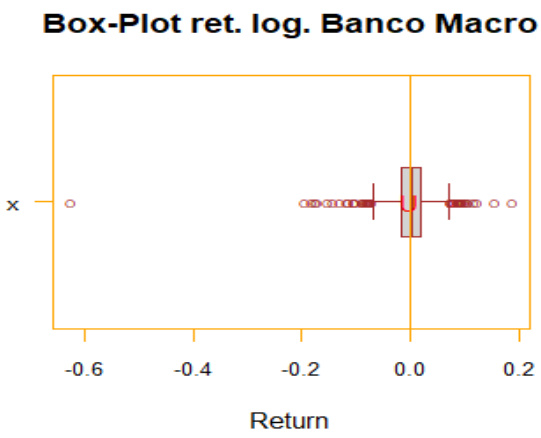
En cada una de las tablas se observa el valor en común para todos los sets de datos que coincide con el punto mínimo mostrado en las figuras 7.1 a 7.4, que a su vez coincide con el día en que se registró una fuerte caída del mercado de valores argentino ocurrida el 12 de agosto de 2019. También es notable que el retorno negativo más reciente se registra en marzo de 2020, lo que condice con la fecha del segundo desplome del MERVAL generado por una crisis sanitaria a nivel mundial donde todas las bolsas del mundo se vieron afectadas.

Una de las formas gráficas más utilizadas para visualizar lo anterior son los gráficos BoxPlot, éste tipo de gráfico es un resumen compacto distribucional, muestra cómo se distribuye una

serie de datos a través de sus cuantiles, mostrando también los valores atípicos. (Wickham & Stryjewski, 2011)

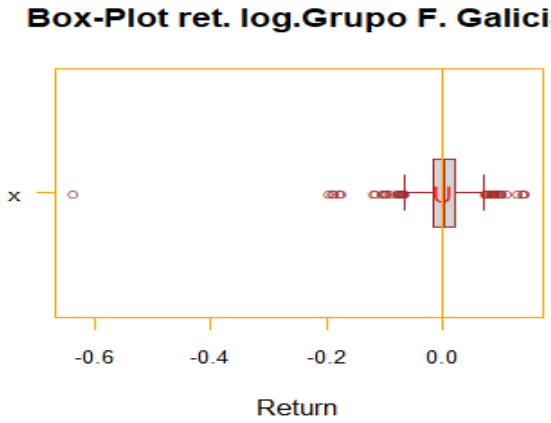
En los gráficos 7.5 a 7.8 se muestran los boxplot de cada set de datos detallando los valores atípicos (dentro del gráfico representado con "O"), la media representada por la línea naranja que cruza la caja, los cuartiles Q1 (línea izquierda de la caja) y Q3 (línea derecha de la caja) y los bigotes que se extienden hasta 2,33 veces el rango intercuartílico IQR, ya que se toma como intervalo de confianza 99% y éste es el valor correspondiente al 0,99 en la tabla de distribución normal.

Gráfico 7.5
*BoxPlot retornos logarítmicos Banco Macro.*



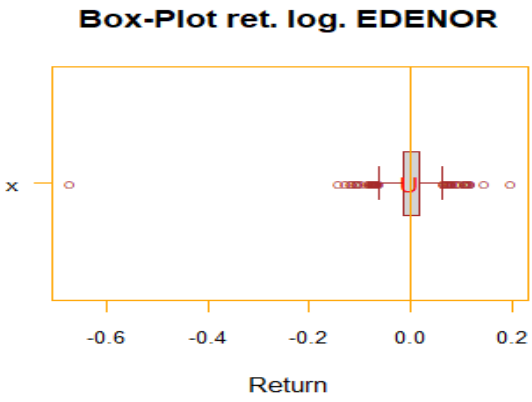

Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.6
*BoxPlot retornos logarítmicos Grupo Financiero Galicia.*



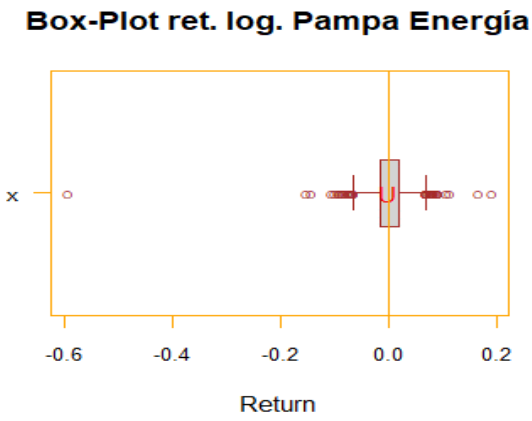

Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.7
*BoxPlot retornos logarítmicos EDENOR.*




Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.8
*BoxPlot retornos logarítmicos Pampa Energía.*




Nota: Elaboración propia.

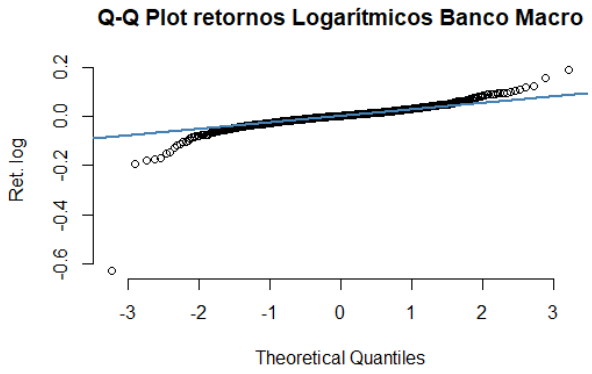
La visión gráfica permitió reconocer que, la mayor presencia de valores atípicos está en los retornos del Banco Macro; en contraste, los datos que muestran menor cantidad de éstos son los de Pampa Energía, lo que lleva a pensar que ésta empresa fue la que mejor resistió los movimientos del mercado.

En general, los valores mínimos son equiparables en las dos empresas pertenecientes al mismo sector económico; se observa que las bajas fueron menos profundas para el sector energético que para el financiero. En cuanto a las subas, en el sector financiero fueron mucho mayores en el Banco Macro que en el Grupo Financiero Galicia.

Ahora bien, otra forma gráfica de mostrar los datos, junto a una línea de tendencia y que también permite ver los datos atípicos es el QQ-Plot. Ésta es una técnica que compara los cuantiles esperados contra los cuantiles correspondientes a la distribución de los datos. En la teoría, el gráfico será linear excepto por las fluctuaciones aleatorias en los datos bajo la hipótesis nula. (Thode, 2002)

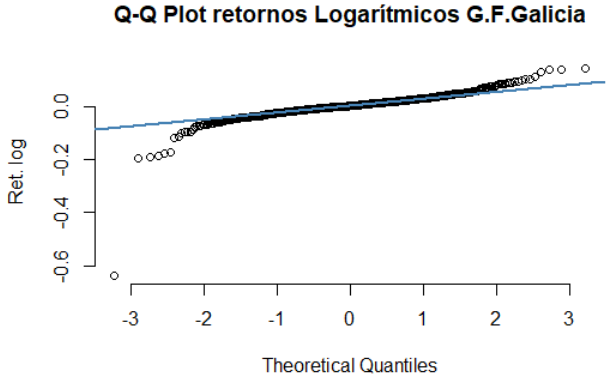
En los gráficos del 7.9 al 7.12 se observan los QQ-Plot de cada set de datos. Si bien la mayoría de los retornos se posiciona sobre la línea media, del cuantíl 2 a 3 los datos empiezan a salirse de la línea de tendencia alejándose de esta. En especial para los retornos del Banco Macro (Gráfico 7.9) se observa una mayor cantidad de datos atípicos en la parte izquierda que son, además, muestra de una caída más profunda de sus acciones que por ejemplo para el Grupo Financiero Galicia (Gráfico 7.10). También se puede observar que las fluctuaciones en los precios de las acciones de los dos sectores fueron bastante parecidas con excepción de los resultados del Grupo Financiero Galicia cuyos retornos más altos no sobrepasan el 0,1.

Gráfico 7.9
*QQ-Plot retornos logarítmicos Banco Macro.*



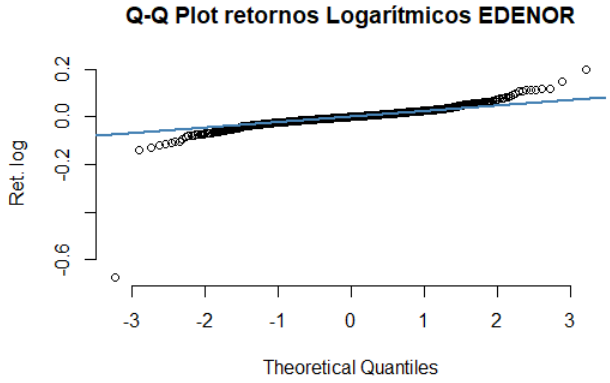

Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.10
*QQ-Plot retornos logarítmicos Grupo Financiero Galicia.*



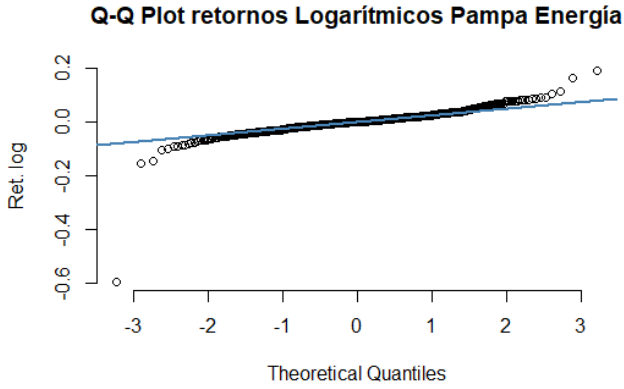

Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.11
*QQ-Plot retornos logarítmicos EDENOR.*




Nota: Elaboración propia.

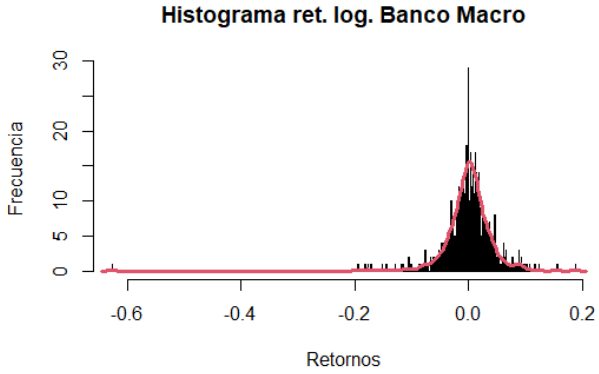
Gráfico 7.12
*QQ-Plot retornos logarítmicos Pampa Energía.*




Nota: Elaboración propia.

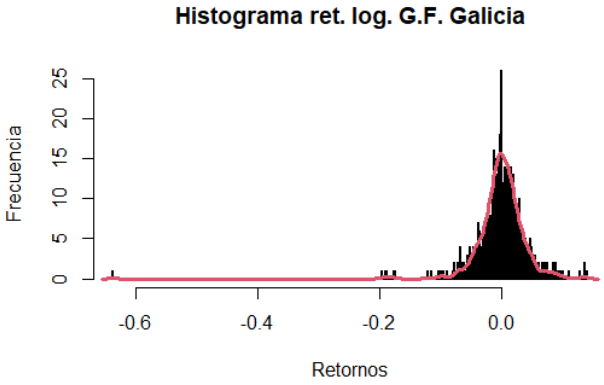
Por último, se compara la distribución de los datos contra una distribución normal estándar por medio de un histograma de frecuencias ya que éste permite ver la forma, el centro y la dispersión de los datos y visualmente es la mejor opción para la comparación deseada. En los gráficos 7.13 a 7.16 se muestran los histogramas correspondientes a cada set de datos.

Gráfico 7.13
*Histograma de frecuencias Banco Macro.*



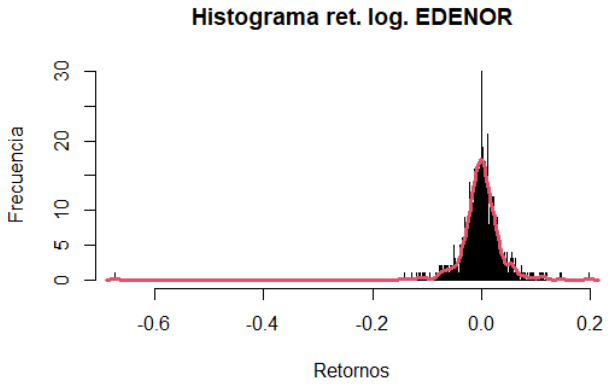

Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.14
*Histograma de frecuencias Grupo Financiero Galicia.*



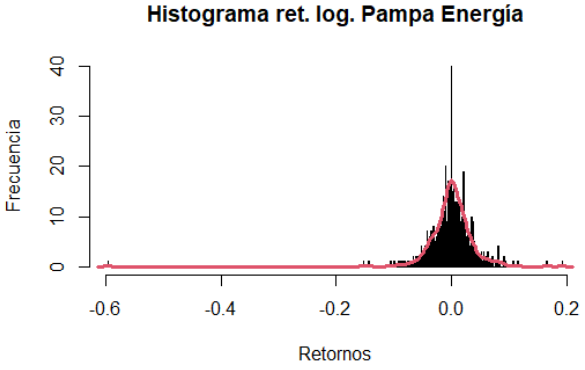

Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.15
*Histograma de frecuencias EDENOR.*




Nota: Elaboración propia.

Gráfico 7.16
*Histograma de frecuencias Pampa Energía.*




Nota: Elaboración propia.

Se observa que los datos en todos los sets se encuentran en su mayoría dentro de una distribución normal, se observan las cuatro curvas muy apuntaladas hacia la media lo que avala el exceso de curtosis. Además, se observan las colas pesadas principalmente al lado

derecho; también se ven los valores atípicos y en especial el valor mínimo que denota la caída más fuerte del mercado en el periodo de estudio.

La desviación estándar es un buen indicativo de la dispersión existente de los datos con respecto a la media, al ser un número bajo para todos los sets, indica que al menos el 97% de los datos se encuentran dentro del área bajo la curva entre los cuantiles 1 y 2 y se presenta una baja dispersión de los mismos frente a la media.

De todos los sets de datos el que mejor se ajusta a una distribución normal es el de retornos de Pampa Energía, cuenta con menor dispersión, menos datos atípicos y, por tanto, colas menos pesadas que para el resto de ellos.

## 7.3 Cálculo de las medidas de riesgo.

Después de realizar el anterior análisis, se procede a calcular las medidas de riesgo Value at Risk (VaR) y Expected Shortfall (ES) para cada uno de los sets de datos compuestos por 790 retornos logarítmicos, los resultados se muestran en la tabla 7.13.

La medida VaR se calculó con base en los datos históricos de los precios de las acciones bajo análisis utilizando el método de VaR histórico. Este tiene dos parámetros básicos dentro de su cálculo, uno es el nivel de significancia $\alpha$ y el otro un horizonte de tiempo h que corresponde a los días de negociación de cada acción. (Skaar, 2017) Por otro lado, para el cálculo del ES, se utilizó el método de definición condicional. De acuerdo a este, el ES corresponde al promedio de todos los valores que se encuentren más allá del valor límite del VaR. (Mak & Meng, 2014) Y, para el intervalo de confianza de ambas medidas, se utilizó 99%. Se elige este porque es un porcentaje consistente con el uso de los modelos planteados en la norma de Basilea que en su documento divulgativo “Range of practices and issues in economic capital modeling”, plantea que para evaluar el riesgo de mercado en entidades no bancarias el nivel de confianza aconsejado es del 99%. (BIS, 2008)

Tabla 7.13
*Resumen de valores de VaR y ES calculados al 99% de confianza.*

| EMPRESA | VaR | ES |
|---|---|---|
| BANCO MACRO | -0,1182761 | -0,2216673 |
| GRUPO FINANCIERO GALICIA | -0,1039227 | -0,2244438 |
| EDENOR | -0,09680959 | -0,1866324 |
| PAMPA ENERGÍA | -0,08430057 | -0,1707019 |

Nota: esta tabla permite visualizar los valores resultado del cálculo de las medidas VaR y ES para cada set de datos en estudio. Elaboración propia.

La tabla 7.13 muestra los valores correspondientes al VaR y ES encontrados por el método histórico. Dando un panorama por sector económico, la medida VaR es mayor para las empresas con menor volumen de negociación en el mercado, Banco Macro y EDENOR. Mientras que en el caso de la medida ES, en el sector financiero es mayor para el Grupo Financiero Galicia y en el sector energético nuevamente EDENOR tiene la medida más alta. Esto significa que las pérdidas fueron mucho mayores para estas empresas que para sus pares. Se evidencia que en todos los casos la medida ES absorbe mayor cantidad de retornos al ser mucho mayor que el VaR. En otras palabras, es posible que tenga en cuenta puntos extremos dentro de la distribución que el VaR ignora. Para demostrar esta afirmación, a continuación, se muestran los valores que exceden tanto al VaR como al ES por compañía.

Tabla 7.14
*Excesos al VaR Banco Macro.*

| DATE | RETURN |
|---|---|
| 14/11/2017 | -0,14432687 |
| 12/08/2019 | -0,62578031 |
| 20/08/2019 | -0,19432045 |
| 03/09/2019 | -0,1715388 |
| 09/03/2020 | -0,1762079 |
| 12/03/2020 | -0,15152818 |
| 16/03/2020 | -0,12855809 |
| 18/03/2020 | -0,18107786 |

Nota: Elaboración propia.

La medida ES resulta mejor en todos los casos capturando los valores que el VaR ignora. En la tabla 7.14 para el Banco Macro, se muestra que dicha medida no tiene en cuenta ocho de

los retornos que se encuentran en la cola de la distribución, mientras que la medida complementaria ES solo ignora uno (tabla 7.15).

Tabla 7.15
*Excesos al ES Banco Macro*

| DATE | RETURN |
|---|---|
| 12/08/2019 | -0,62578031 |

Nota: Elaboración propia.

Lo mismo sucede con los demás sets de datos, para el Grupo Financiero Galicia en la tabla 7.16 se muestra también que existen ocho datos que el VaR no puede capturar dentro del cálculo por ser valores extremos.

Tabla 7.16
*Excesos al VaR Grupo Financiero Galicia.*

| DATE | RETURN |
|---|---|
| 27/06/2018 | -0,11557305 |
| 12/08/2019 | -0,63608425 |
| 20/08/2019 | -0,17667439 |
| 03/09/2019 | -0,1900274 |
| 09/03/2020 | -0,17325849 |
| 12/03/2020 | -0,12045512 |
| 16/03/2020 | -0,19633226 |
| 18/03/2020 | -0,18714517 |

Nota: Elaboración propia.

En el caso de la medida ES, esta ofrece un mejor resultado al incluir mayor cantidad de datos ubicados en los extremos de la distribución de los retornos logarítmicos del Grupo Financiero Galicia. En la tabla 7.17, se observa que solo un dato queda excluido del análisis.

Tabla 7.17
*Excesos al ES Grupo Financiero Galicia.*

| DATE | RETURN |
|---|---|
| 12/08/2019 | -0,63608425 |

Nota: Elaboración propia.

En el caso de EDENOR, la situación es parecida, en la tabla 7.18 a se muestran ocho valores que el VaR está ignorando dentro de las pérdidas, de los cuales siete son capturados por el ES como muestra la tabla 7.19.

Tabla 7.18
*Excesos al VaR EDENOR.*

| DATE | RETURN |
|---|---|
| 29/06/2018 | -0,10345398 |
| 04/09/2018 | -0,11394431 |
| 12/08/2019 | -0,67209375 |
| 14/08/2019 | -0,10885436 |
| 20/08/2019 | -0,10561965 |
| 03/09/2019 | -0,12819804 |
| 09/03/2020 | -0,14170679 |
| 16/03/2020 | -0,11918846 |

Nota: Elaboración propia.

Tabla 7.19
*Excesos al ES EDENOR.*

| DATE | RETURN |
|---|---|
| 12/08/2019 | -0,67209375 |

Nota: Elaboración propia.

Por último, para el caso de Pampa Energía, se evidenciaron ocho valores no capturados por el VaR (Tabla 7.20), mientras que la medida ES logra dentro de su cálculo tener en cuenta siete de éstos valores (Tabla 7.21).

Tabla 7.20
*Excesos al VaR Pampa Energía.*

| DATE | RETURN |
|---|---|
| 21/06/2017 | -0,08722836 |
| 18/06/2018 | -0,10547062 |
| 12/08/2019 | -0,59569184 |
| 28/08/2019 | -0,09241998 |
| 03/09/2019 | -0,15203725 |
| 08/11/2019 | -0,09928151 |
| 09/03/2020 | -0,14318851 |

| | |
|---|---|
| 27/03/2020 | -0,09029694 |

Nota: Elaboración propia.

Tabla 7.21
*Excesos al ES Pampa Energía.*

| DATE | RETURN |
|---|---|
| 12/08/2019 | -0,59569184 |

Nota: Elaboración propia.

Esto muestra que el VaR no tiene la capacidad de adentrar en su análisis los valores más alejados de la media. Como explica Peter Christoffersen, uno de los inconvenientes más importantes de la medida VaR es que ésta ignora las pérdidas extremas. Dice que el 1% del tiempo (para el caso de esta investigación) se va a encontrar un retorno por debajo del valor VaR, pero no dice nada sobre qué pasa en ese 1% de peores casos. (Christoffersen, 2003)

Principalmente por esta razón, en 1997 Artzner et al. Proponen el ES como mejora y complemento al cálculo del VaR. Ésta medida muestra la pérdida esperada dado el escenario que ya se está dentro del 1% que representa la cola de la distribución. (Christoffersen, 2003)

Uno de los puntos más importantes para concluir es que, los porcentajes que representan la pérdida en el modelo del VaR por simulación histórica resultan ser iguales a los resultados obtenidos luego de aplicar el modelo complementario ES a niveles de confianza un poco más laxos, la subestimación de la medida VaR se hace más evidente con intervalos de confianza del 99%; lo que daría a entender que en el intervalo de tiempo estudiado ocurrieron diferentes situaciones que generaron datos atípicos que la medida VaR por su naturaleza terminó no teniendo en cuenta. Por ésta razón esta medida de riesgo se usa como un complemento al VaR y no como un modelo independiente, al no haber una cantidad de datos representativos en la cola de la distribución, el uso del ES se hace innecesario o como reflejan los resultados anteriores, si existen picos de estrés económico se hace necesario tener una medida que permita un análisis mucho más certero que permita tomar decisiones certeras de cara a la realidad económica en curso.

Por último, después de conocer los resultados de las mediciones y los excesos que existen en cada una, es necesario evaluar la calidad de las mismas para entender si cumplen con los estándares establecidos por las normas internacionales y validar si hay evidencias de la consistencia en el funcionamiento del modelo de medición. En el siguiente capítulo se discuten los resultados de aplicar un modelo backtesting para comparar la performance de ambas medidas en la ventana temporal elegida.

# 8 Backtesting de las medidas de riesgo VaR y ES.

En este capítulo se muestran los resultados de aplicar el método backtesting para comprobar el funcionamiento de cada medida de riesgo. Posteriormente se realiza una comparación de los resultados del backtesting para ambas y, con base en esto, se determina cual medida ofrece mejores resultados a la hora de evaluar el riesgo de eventuales pérdidas.

De acuerdo al Bank for International Settlements, el backtesting hace parte del proceso cuantitativo de validación que consideran pertinente que se realice por las entidades para probar o refutar que el modelo de evaluación de riesgo contabiliza correctamente las posibles pérdidas. El backtesting aborda la problemática de qué tan efectivo es el modelo pronosticando la distribución de los resultados y las pérdidas esperadas. (BIS, 2008)

El backtesting VaR consiste en contar cuantas veces, dentro del set de datos, las pérdidas superaron el valor VaR predicho. La recomendación del comité de Basilea es que se haga bajo el 99% de confianza para comprobar si las medidas cubren el 99% de los resultados obtenidos por la compañía evaluada. (BCBS, 1996)

Linda Wimmerstedt (Wimmerstedt, 2015) Define las posibles excepciones en un momento *t* de la siguiente manera:

$$e_t = 1_{\{L_t \geq VaR_\alpha(X)\}} \tag{8.1}$$

Dónde, $L_t$ corresponde a las pérdidas del periodo *t.* Que $e_t = 1$ significa que efectivamente es un exceso, mientras que si $e_t = 0$ significa que no lo es. Cada potencial exceso se asume como una variable aleatoria independiente e idénticamente distribuida como una Bernoulli con probabilidad α de ocurrencia.

A lo largo de T días se tienen $e_1, e_2, e_3, \dots, e_T$ potenciales excesos, los cuales al ser independientes son susceptibles de sumar para contabilizarlos dentro de *Y,* la cual se define como la suma de las variables aleatorias iid Bernoulli, que seguirá la misma distribución binomial con parámetros n = T y probabilidad p = α.

$$Y = \sum_{t=1}^{T} e_t \sim Bin(T, \alpha) \tag{8.2}$$

Esto representa el número total de excesos presentados en T para el valor esperado de pérdidas. Para esta investigación, se utilizó un valor α = 0,01 lo cual indica que, de las 790 observaciones realizadas (Tablas 7.1 a 7.4) el máximo de excesos esperado para cada set es de 7,9; como cada valor representa un día de negociación, éste número se aproxima a 8 excesos permitidos por el modelo en $T = 790$.

Dentro de las recomendaciones del comité de Basilea para la aplicación del backtesting, se encuentra una tabla que califica entre zonas verde, amarilla y roja (Tabla 6.1) la performance del modelo dependiendo del número de excesos presentados para este. De acuerdo a esto, se tomaron los datos de las Tablas 7.14 a la 7.21 para construir la tabla de zonas para cada empresa.

Tabla 8.1
*Backtesting VaR y ES.*

| EMPRESAS | CANTIDAD DE EXCESOS VaR | ZONA VaR | CANTIDAD DE EXCESOS ES | ZONA ES |
|---|---|---|---|---|
| BANCO MACRO | 8 | AMARILLA | 1 | VERDE |
| GRUPO FINANCIERO GALICIA | 8 | AMARILLA | 1 | VERDE |
| EDENOR | 8 | AMARILLA | 1 | VERDE |
| PAMPA ENERGÍA | 8 | AMARILLA | 1 | VERDE |

Nota: En la tabla 8.1 se muestra la clasificación por zonas realizada para los cuatro sets de datos, de acuerdo a los resultados de ambas medidas de riesgo. Elaboración propia.

Recordando la tabla 6.1 que muestra la distribución de las zonas que hace el comité de Basilea para clasificar los resultados del backtesting, si el modelo pasa a la zona amarilla tiene una penalización que debe sumarse al requerimiento de capital exigido por la norma, la misma va aumentando conforme aumenta el número de excesos del modelo y determina cuanto capital extra necesitarán para funcionar en caso de un desequilibrio del mercado.

El backtesting VaR arroja para todos los sets ocho valores que exceden la medida. De acuerdo a la tabla 8.1, el modelo se encuentra en la zona amarilla para los resultados de todas las empresas y, por tanto, demuestra que el modelo es insuficiente para cubrir las pérdidas reales de estas y podría rechazarse con el 99,89% de confianza; pero por el número de observaciones analizadas, los excesos al VaR se encuentran dentro del límite permitido de acuerdo al valor alfa elegido α=0,01. Como se mencionó más atrás, el máximo de excesos permitidos es ocho. Para realizar el backtest de la medida ES se tomaron como guía las recomendaciones de (Acerbi & Szekely, 2014). Ellos adoptan la hipótesis de que el backtest ES debería ser análogo al estándar propuesto por el comité de Basilea para el VaR.

Entre los métodos de backtesting no paramétrico que proponen para el ES, se elige para esta investigación el llamado *"Test 1: testing ES after VaR";* en este se define el Expected Shortfall de la siguiente manera:

$$ES_\alpha(X) = -\mathbb{E}[X|X + VaR_\alpha < 0] \tag{8.3}$$

Donde $X$ es la variable aleatoria que representa los retornos. La ecuación entonces puede ser rescrita así:

$$\mathbb{E}\left[\frac{X}{ES_\alpha(X)} + 1|X + VaR_\alpha(X) < 0\right] = 0 \tag{8.4}$$

Definiendo la función indicadora de excesos al VaR para un retorno $X_t$ en el periodo $t$, $I_t = 1_{(X_t<-VaR_\alpha(X))}$ El número de excesos presentados por el modelo puede escribirse como $N_T = \sum_{t=1}^{T} I_t$.

Dado lo anterior, el test se define:

$$Z_1(\mathrm{X}) = \frac{\sum_{t=1}^{T}\left(\frac{X_t I_t}{ES_{\alpha,t}}\right)}{N_T} + 1 \tag{8.5}$$

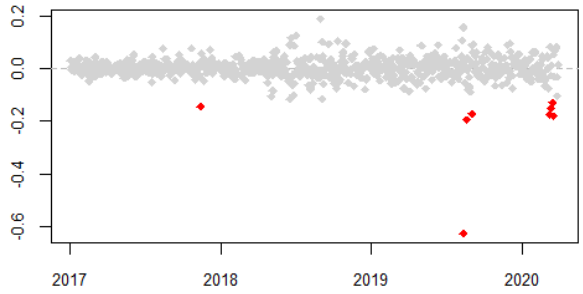
Donde X denota el vector de los retornos obtenidos $(X_1, X_2, \ldots, X_T)$. Bajo la hipótesis nula, se asume que la distribución de los retornos reales es igual a la distribución de los retornos predichos por el modelo; bajo la hipótesis alternativa el ES se rechaza sin haberse rechazado el VaR en su respectivo backtest.

En otras palabras, este test se basa en los excesos ya identificados del VaR y calcula, de estos, cuáles hacen parte también del ES. Con respecto a esto, los resultados se muestran en la tabla 8.1, para todas las compañías existe solo un exceso. Por tanto, se demuestra que la medida ES tiene un mejor desempeño y es capaz de absorber una mayor cantidad de datos atípicos, haciendo que esta medida tenga en cuenta el 90% de los datos que el VaR por confección no tiene.

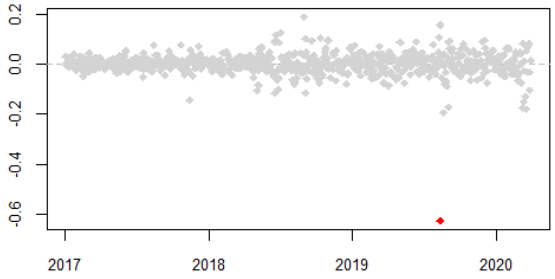
Por tanto, aplicando esta metodología de backtest, el modelo sería aceptado dado que de las 8 excepciones que se esperaban, solo tuvo una. Se ubica en la zona verde de la clasificación del backtest del comité Basilea, lo que significa que ofrece un mejor performance en comparación con la medida VaR.

Gráficamente se pueden ver las excepciones de ambos modelos en los gráficos 8.1 a 8.4, los puntos rojos representan los retornos no analizados por cada modelo por encontrarse en el extremo de la distribución.

Gráfico 8.1
*Backtest VaR y ES Banco Macro.*

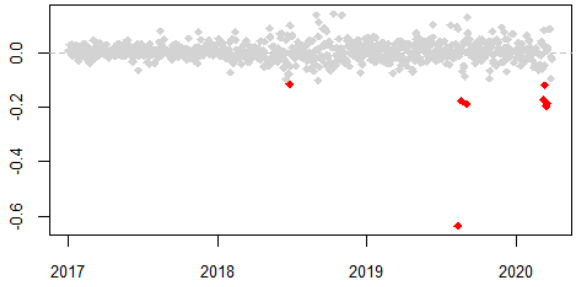



Nota: El gráfico muestra en rojo los excesos al VaR. Elaboración propia.

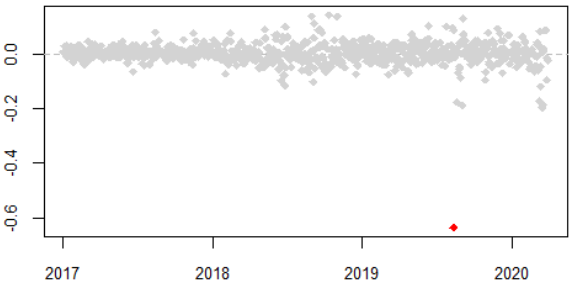



Nota: El gráfico muestra en rojo los excesos al ES. Elaboración propia.

Gráfico 8.2
*Backtest VaR y ES Grupo Financiero Galicia.*

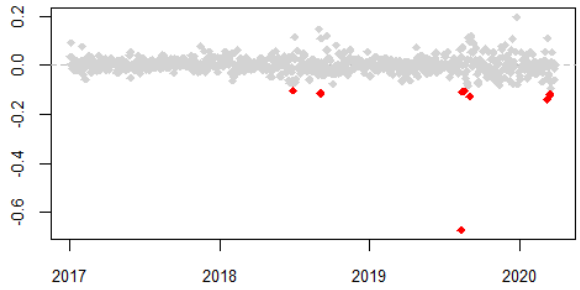



Nota: El gráfico muestra en rojo los excesos del modelo VaR Grupo Financiero Galicia. Elaboración propia.

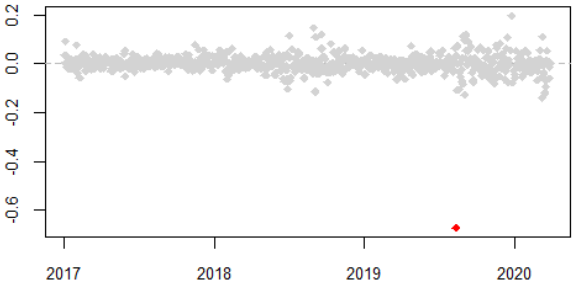



Nota: El gráfico muestra en rojo los excesos del modelo ES Grupo Financiero Galicia. Elaboración propia.

Gráfico 8.3
*Backtest VaR y ES EDENOR.*

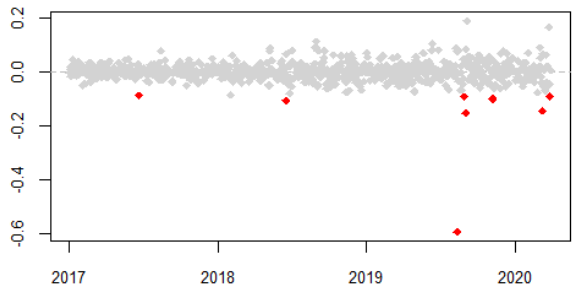



Nota: El gráfico muestra en rojo los excesos del modelo VaR EDENOR. Elaboración propia.

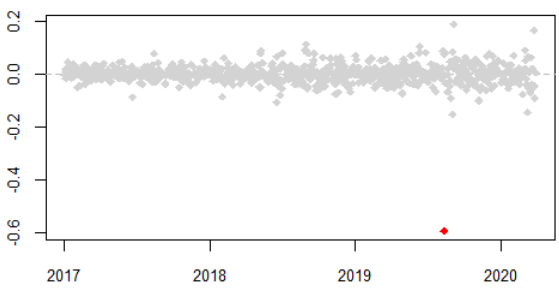



Nota: El gráfico muestra en rojo los excesos del modelo ES EDENOR. Elaboración propia.

Gráfico 8.4
*Backtest VaR y ES Pampa Energía.*




Nota: El gráfico muestra en rojo los excesos del modelo VaR Pampa Energía. Elaboración propia.




Nota: El gráfico muestra en rojo los excesos del modelo ES Pampa Energía. Elaboración propia.

Dada la posición de los puntos no analizados por el modelo VaR, se observa que en el intervalo temporal de agosto 2019 a marzo 2020 se presentaron las pérdidas más grandes para las cuatro empresas, representando el 80% de los retornos que exceden la medida, lo que hace pensar que en general el mercado tuvo una baja y podría dar indicios del comienzo de un periodo de crisis.

Comparando ambas medidas, es evidente que el ES ofrece un mejor análisis de las posibles pérdidas y que es capaz de cuantificar con un rango de alcance mucho más amplio, lo que lo hace ser una mejor opción en periodos donde se presenta alta volatilidad.

Cuando el comité de Basilea decide cambiar del VaR al ES como medida de riesgo recomendada, genera gran controversia ya que aparece en escena el hecho de que la medida no sea elicitable, propiedad matemática que hasta ese momento se relacionaba directamente con la capacidad del Backtesting de evaluar correctamente al modelo. De acuerdo a (Gneiting, 2011) al no poseer el ES eliciabilidad, no era posible que fuera Backtesteable tampoco.

En su investigación (Wimmerstedt, 2015) explica el concepto de *"Eliciability"* o Eliciabilidad en español. Se entiende como una propiedad matemática que se utiliza para comparar los pronósticos arrojados por el modelo$(x)$ contra los hechos observables ya ocurridos$(y)$ viendo así el funcionamiento de este y si pronostica de la manera correcta. Para

esto, se utiliza una función de scoring $S(x, y)$ que evaluará el comportamiento de $(x)$ sobre los valores de $(y)$.

Se dice que un modelo posee la propiedad matemática de eliciabilidad si este es la minimización de alguna función de scoring $S(x, y)$ de acuerdo a:

$$\mathbb{E}[S(t, Y)] \leq \mathbb{E}[S(x, Y)] \tag{8.6}$$

Donde Y es la distribución de las observaciones verificadas que puede ser empírica, paramétrica o simulada.

Sobre esta propiedad, (Acerbi & Szekely, 2014) concuerdan al decir que el Expected Shortfall no es elicitable pero también prueban que esta propiedad no es relevante para el proceso de validación de los modelos y que su ausencia no significa que el Backtesting pueda ser ineficiente. Su uso está más enfocado en la comparación de los pronósticos que generan diferentes modelos para el mismo proceso y ayudar en la elección del más apropiado para controlar que las medidas reflejen los resultados correctos.

Es bien conocido que al pasar del tiempo se han desarrollado mejores modelos para llevar a cabo el backtesting de la medida Expected Shortfall y como se expone en párrafos anteriores, cualquiera de ellos es efectivo dependiendo de las características de las variables que construyen las medidas de riesgo. Entonces, con lo anterior, se sustenta el uso del Backtest propuesto por el comité de Basilea para esta investigación.

En conclusión, después de aplicar la metodología de Backtesting recomendada por los reguladores para ambas medidas; es notable la superioridad en cuanto al alcance del análisis de los datos atípicos de la medida Expected Shortfall. Esto permite que momentos con alta volatilidad también sean tenidos en cuenta en la determinación de los requerimientos de capital principalmente para evitar un impacto mayor dentro de la economía generado por la incertidumbre en los mercados.

# 9. Conclusiones.

Desde que el comité de Basilea en su revisión al Trading Book decide cambiar la medida de riesgo recomendada VaR al 99% por el Expected Shortfall al 97,5%, básicamente por la capacidad del segundo de incluir dentro de su cuenta el riesgo generado por los datos atípicos ubicados en las colas de la distribución, se ha buscado entender y comparar las características de ambas medidas para justificar el uso de una u otra al momento de medir el riesgo de mercado al que se encuentran expuestas las entidades.

Esta investigación está motivada en conocer tanto teórica como prácticamente dichas medidas, para lo que se tomaron los retornos logarítmicos de cuatro de las empresas más grandes de Argentina que cotizan en el mercado de valores MERVAL los cuales sirvieron como principal input del cálculo de ambas medidas; dando como resultado un Expected Shortfall mayor que el Value at Risk en todos los casos. Esto avala el punto de que el primero contiene valores que están alejados de la media, los mismos que el segundo ignora por estar sobrepasando el número VaR, ampliando el espectro de análisis de los resultados.

Dada la incertidumbre a la que se ven expuestos todos los agentes económicos, la confianza en la estabilidad del sistema cae y como consecuencia las inversiones debilitan sus precios generando un efecto dominó que desencadena la caída de los mercados. Caracterizada por el menor apetito de los inversionistas hacia ellas y el deseo de los tenedores de venderlas, los precios bajan vertiginosamente a nivel general, lo que termina en malos días de resultados del mercado que terminan por engruesar la cola de la distribución.

De acuerdo a los resultados por sector, se observa que el rubro financiero fue el más afectado por los acontecimientos de los últimos años. Ambas medidas resultaron en mayores números en comparación con el sector energético, lo que sustenta el hecho de que el riesgo de cola es mucho mayor para los bancos dado que esta alberga muchos más retornos que los resultados de las empresas eléctricas. Al no ser estos analizados por el VaR, se podrían ignorar resultados negativos que, de ser muy profundos o prolongados en el tiempo, conllevarían a

afectaciones en la operación de las compañías dado que no se tiene pronosticada una baja tan amplia y por ende no se reserva el capital necesario para sobrellevar el shock del mercado.

El uso de la medida Expected Shortfall como complemento al Value at Risk se justifica en los momentos en los que el mercado presenta fuertes movimientos a consecuencia de la alta volatilidad que se experimenta. Por ejemplo, en el último cuatrimestre de 2019 y primer trimestre de 2020 se observan los más abruptos generados por la incertidumbre política después de las elecciones primarias llamadas PASO, la instauración de nuevas políticas monetarias para evitar una contracción más fuerte de la economía y eventos a nivel mundial como la actual pandemia que tanto afectó a todos los mercados y la declaración de la economía Argentina como emergente permitiéndole llegar a tres de las empresas objeto de esta investigación (Banco Macro, Grupo Financiero Galicia y Pampa energía) a cotizar en Wall Street. Por otro lado, si el mercado goza de relativa estabilidad y no se presentan alteraciones prominentes, no se justificaría decir que el Expected Shortfall es una mejor medida de riesgo desde la óptica de proyección.

Ahora bien, si lo que se quiere es evaluar la efectividad de las medidas desde la teoría de carteras y la optimización de las mismas, la característica clave será la subaditividad. Mucho se ha hablado sobre esta propiedad matemática para la cual todos los autores concuerdan en que la medida VaR no es subaditiva ya que la suma del riesgo individual de cada componente del portafolio es mayor al riesgo total del mismo; lo que significa que al diversificar un portafolio de inversiones para reducir su riesgo (lo cual es financieramente aceptado) la medida VaR se incrementa haciéndola una medida menos precisa que el Expected Shortfall que si es subaditivo. Bajo esta premisa, se entiende que esta última es superior en cuanto a la precisión que ofrece a la hora de evaluar el riesgo de carteras.

Adicional a lo ya mencionado, se utilizó un método cuantitativo de comparación de ambas medidas en veras de demostrar cual es más efectiva; para este punto es importante resaltar que se tomaron como base las recomendaciones de las normas de Basilea utilizando el método de backtesting. Luego de aplicarlo, es evidente que la medida Expected Shortfall mostró mejor desempeño ya que solo muestra una excepción para cada caso mientras que el

Value at Risk mostró ocho para cada uno. Con esto se demuestra que cuando existen shocks en los mercados el VaR no es la medida adecuada, ya que disminuyen sus cualidades predictivas con la existencia de valores que estén más allá de este y que son imposibles de capturar en su cálculo. Por eso se hace indispensable el uso del Expected Shortfall como medida complementaria ya que esta resuelve las dos limitaciones principales de la primera medida. La interacción de ambas asegura un mayor alcance en la medición del riesgo y una visión mucho más amplia de la situación real que atraviesa cada compañía.

Es bien conocido que diferentes autores han diseñado otras metodologías de Backtesting, quedará para futuras investigaciones revisar dichos métodos y evaluar su efectividad comparándolos frente al recomendado por el comité de Basilea. También la comparación de las medidas bajo condiciones extremas del mercado, si bien esta investigación incluye algunos hechos que se consideran extremos, no se realizó bajo un periodo de resultados negativos constantes. Además, puede ser interesante comparar diferentes métodos de cálculo de ambas medidas y comprobar cuáles son los adecuados para aplicar los modelos de evaluación del adecuado funcionamiento.

Por último, otros posibles temas para una investigación futura más cercanos a la teoría de carteras serían realizar una optimización de una cartera de inversión en medio de condiciones extremas de mercado o probar la eficiencia de las medidas frente a su capacidad para pronosticar adecuadamente la situación en la que se encontrará la empresa en próximos periodos, para lo que se propone el uso de la propiedad matemática de eliciabilidad.

# Bibliografía


Acerbi, C., & Szekely, B. (2014). *Backtesting Expected Shortfall.* MSCI.

Alexander, C. (2008). *Quantitative Methods in Finance.* West Sussex, England: John Wiley & Sons Ltd.

Artzner, P. D. (1999). *Coherent measures of risk mathematical finance 9.*

Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.-M., & Heath, D. (2001). Coherent Measures of Risk. *Mathematical finance* , 203-228.

Balzarotti, V., Del Canto, A., & Delfiner, M. (2001). *"Backtesting": Funcionamiento de los requisitos de capital por riesgo de mercado del BCRA.* Buenos Aires: Banco Central de la República Argentina.

Banco Macro. (25 de 02 de 2020). *Banco Macro*. Obtenido de https://www.macro.com.ar/conocenos

Barrailler & Dufour, M. (2015). *Value at risk and expected shortfall.* Biot, Francia: Polytech Nice Sophia.

BCBS, B. C. (1996). *Supervisory framework for the use of "Backtesting" in conjunction with the internal models approach to market risk capital requirements.* Basilea.

Becerra E, J. M. (N/A). *Apuntes matemáticas.* Obtenido de UNAM: http://132.248.164.227/publicaciones/docs/apuntes_matematicas/34.%20Estadistica%20Descriptiva.pdf

Bessis, J. (2015). Risk Management in Banking. En J. Besis, *Risk Management in Banking* (págs. 123-168). Sussex, United Kingdom: john Wiley & Sons, Ltd.

BIS. (2008). *Range of Practices and issues in economic capital modeling.* Basilea: Bank for International Settlements.

BIS. (2011). *Basel III: international regulatory framework for banks.* Basilea: Bank for International Settlements.

BIS. (2016). *Requerimientos mínimos de capital por riesgo de mercado.* Basilea: Bank for International Settlements.

BIS. (04 de 12 de 2019). *Bank for International Settlements*. Obtenido de www.bis.org/bcbs

Bolsar. (25 de 02 de 2020). *Bolsar*. Obtenido de https://www.bolsar.com/Vistas/sociedades/FichaTecnicaSociedadesDetalle.aspx?EmiID=41

Brealey & Myers, R. (2003). *Principios de finanzas corporativas. Cuarta edición.* Madrid: Mc Graw Hill.

Burdof, T., & Vuuren, G. (2018). An evaluation and comparison of value at risk and expected shortfall. *Investment Management and Financial Innovations. Vol 15*, 17-34.

Cáceres, A. D. (2014). *Una comparación de medidas de riesgo financiero.* Santiago de Chile: Universidad de Chile.

Caroni, C., Karioti, V., Economou, P., & Pierrakou, C. (2007). *The Analiysis of Outliers in Statistical Data.* Atenas. Obtenido de https://pdfs.semanticscholar.org/b406/46c097500fa3570efaf63279b9b98126e9ca.pdf?_ga=2.27337148.1243232602.1591482973-725600333.1591482973

Christoffersen, P. (2003). *Elements of financial risk management.* San Diego, California: Academic Press.

Cobo Quintero, A. J. (s.f). *La selección de carteras: desde Markowitz.* Obtenido de http://www.cashflow88.com/decisiones/carteras.pdf

DeCarlo, L. (1997). On the meaning and use of kurtosis. *Psychological methods*, 2, 292-307.

Edenor. (25 de 02 de 2020). *Edenor*. Obtenido de https://www.edenor.com/institucional/nosotros/quienes-somos

Embrechts, P., Frey, R., & McNeil, A. (2005). *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and tools.* Princeton, New Jersey: Princeton University Press.

Farhi, M., & Macedo Cintra, M. A. (2009). Crisis financiera internacional: contagio y respuestas regulatorias. *Nueva sociedad Nro 224*, 104-127.

GFGSA. (25 de 02 de 2020). *Grupo Financiero Galicia S.A*. Obtenido de http://www.gfgsa.com/en/Static/CompanyProfile

Gneiting, T. (2011). Making and evaluating point forecasts. *Journal of the American statistical Association.*, 746-762.

J.M Gonzalez, T. (1975). Los índices bursátiles: significación económica y financiera. *Revista española de financiación y contabilidad*, 505-528.

Jorion, P. (2001). *Value at Risk: the new benchmark for managing financial risk.* McGraw-Hill.

Jorion, P. (2007). *Value al Risk, The new benchmark for managing financial risk.* New York: McGraw Hill.

JP Morgan. (1994). *Introduction to RiskMetrics.* New York.

JP Morgan. (1996). *RiskMetrics, Technical Document.* New York: Morgan Guaranty Trust Company of New York.

Lopez, C. (s.f). *Mercado de capitales y gestión de carteras.* Obtenido de http://marcelodelfino.net/files/Teora_de_la_Cartera.pdf

Mak, P., & Meng, Q. (2014). *Value at Risk and Expected Shortfall: a comparative analysis of performance normal and crisis Markets.* Canada.

Masci, M. E. (2017). *Gestión de riesgo de mercado en organizaciones bancarias. Gobernanza responsable de la práctica profesional. (Tesis Doctoral).* Buenos Aires: Universidad de Buenos Aires.

McNeil, A., Frey, R., & Embrechts, P. (2005). *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools.* New Jersey: Princeton University Press.

Merval S.A. (s.f.). *Metodología del índice MERVAL.* Buenos Aires: Mercado de valores de Buenos Aires S.A.

Ministerio de Economía. (20 de Abril de 2020). *Ministerio de Economía/ Resultado fiscal - Marzo 2020*. Obtenido de https://www.argentina.gob.ar/noticias/resultado-fiscal-marzo-2020

Nazar, X. (2018). *Elementos para la gobernanza del riesgo de mercado en bancos argentinos.* Buenos Aires.

Pampa Energía. (25 de 02 de 2020). *Pampa Energía*. Obtenido de https://www.pampaenergia.com/nosotros/perfil-de-la-compa%C3%B1%C3%ADa

Pussetto, L. (2008). Sistema financiero y sistema económico: Un misterio sin resolver. *Palermo Business Review*, 47-60. Obtenido de Universidad de Palermo.

Rau-Bredow, H. (2002). *Value at risk, Expected shortfall, and Marginal risk contribution.* Würzburg.

Romero, R. (s.f). Medidas de riesgo financiero. *Revista Economía y Administración*, 57-63.

Sanner, M. (1998). *The Scripps Research Institute.* Obtenido de https://pdfs.semanticscholar.org/409d/3f740518eafcfaadb054d9239009f3f34600.pdf

Saunders, A., & Allen, L. (2002). Credit Risk Measurement: new approaches to Value at Risk and other paradigms. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Skaar, H. (2017). *A comparison study of Value at Risk and Expected Shortfall.* Stavanger.

StatTrek. (14 de junio de 2020). *StatTrek teach yourself statistics*. Obtenido de https://stattrek.com/statistics/dictionary.aspx?definition=interquartile%20range

Thode, H. (2002). Testing for normality. En H. J. Thode, *Testing for normality* (págs. 21-23). New York: Maarcel Dekker, Inc.

Wickham, H., & Stryjewski, L. (2011). *40 years of boxplots.*

Wimmerstedt, L. (2015). *Backtesting Expected Shortfall: the design and implementation of different backtest.* Estocolmo.

Yamai & Yoshiba, Y. T. (2002). *Comparative analyses of expected shortfall and value at risk under market stress.* Basilea.

Yamai, Y., & Yoshiba, T. (2002). *Comparative analyses of expected shortfall and value at risk: their estimation error, descomposition and optimization.* Japón: Monetary and economic studies.