



FACULTAD DE CIENCIAS CONTABLES, ECONÓMICAS Y FINANCIERAS  
ESCUELA PROFESIONAL DE ECONOMÍA

**BOOTSTRAPPING COMO METODOLOGÍA PARA LA  
ESTIMACIÓN DEL RIESGO BURSÁTIL DEL RENDIMIENTO DEL  
ÍNDICE S&P/BVL MINING INDEX DE LA BOLSA DE VALORES  
DE LIMA 2008 - 2017**

**PRESENTADA POR  
LUZ KATHERINE BELLIDO OBREGON**

**ASESOR  
REYNALDO BRINGAS DELGADO**

**TESIS**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE ECONOMISTA**

**LIMA – PERÚ**

**2019**



**CC BY-NC-SA**

**Reconocimiento – No comercial – Compartir igual**

El autor permite transformar (traducir, adaptar o compilar) a partir de esta obra con fines no comerciales, siempre y cuando se reconozca la autoría y las nuevas creaciones estén bajo una licencia con los mismos términos.

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>



**FACULTAD DE CIENCIAS CONTABLES, ECONÓMICAS Y FINANCIERAS**

**ESCUELA PROFESIONAL DE ECONOMÍA**

**BOOTSTRAPPING COMO METODOLOGÍA PARA LA  
ESTIMACIÓN DEL RIESGO BURSÁTIL DEL RENDIMIENTO  
DEL ÍNDICE S&P/BVL MINING INDEX DE LA BOLSA DE  
VALORES DE LIMA 2008- 2017**

**TESIS**

**PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE ECONOMISTA**

**PRESENTADO POR**

**LUZ KATHERINE BELLIDO OBREGON**

**LIMA, PERÚ**

**2019**

## **DEDICATORIA**

Este documento lo dedico a mis padres y hermanas que día a día me apoyaron para hacer posible el logro de mis metas. Y al Instituto de Investigación de la Facultad de Ciencias Contables, Económicas y Financieras de la Universidad de San Martín de Porres por estar en cada paso de la realización de esta investigación.

## **AGRADECIMIENTOS**

Agradecer a mi familia por estar siempre al lado mío. Así también agradecer a los docentes que estuvieron apoyándome con la asesoría respectiva.

## INDICE (DE CONTENIDOS Y/O TABLAS O FIGURAS)

PORTADA .....	<a href="#">i</a>
DEDICATORIA .....	<a href="#">ii</a>
AGRADECIMIENTOS.....	<a href="#">iii</a>
INDICE (DE CONTENIDO Y/O TABLAS O FIGURAS).....	<a href="#">iv</a>
RESUMEN-ABSTRACT.....	<a href="#">vi</a>
INTRODUCCION.....	<a href="#">viii</a>
<b>CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO.....</b>	<b>1</b>
1.1. Antecedentes de la investigación .....	1
1.2. Bases teóricas .....	1
1.3 Definición de términos básicos.....	5
<b>CAPÍTULO II: HIPÓTESIS Y VARIABLES.....</b>	<b>8</b>
2.1. Formulación de hipótesis principal y derivadas .....	8
2.1.1. Hipótesis principal .....	8
2.1.2. Hipótesis secundaria.....	8
2.2.Variables y definición operacional .....	7
<b>CAPÍTULO III: METODOLOGÍA.....</b>	<b>9</b>
3.1 Diseño metodológico .....	9
3.1.1. Tipo de investigación .....	9
3.1.2. Procedimiento de contrastación de hipótesis .....	9
3.2 Diseño muestral.....	14
3.2.1. Población del estudio.....	14
3.2.2. Procedimiento para el cálculo del tamaño y selección de muestra.....	14
3.3 Técnicas de recolección de datos .....	18
3.3.1. Descripción de las técnicas e instrumentos .....	18
3.3.2. Procedimientos de comprobación de la validez y confiabilidad de los instrumentos.....	23
3.4 Técnicas para el procesamiento y análisis de la información .....	23
3.5 Aspectos éticos .....	24

<b>CAPÍTULO IV: RESULTADOS</b> .....	25
<b>4.1 Resultados de la estimación de la mejor metodología para estimar el riesgo bursátil a través del Value at Risk</b> .....	25
<b>4.1.1. Análisis de la variable estudiada</b> .....	25
<b>4.1.2. Estimación del riesgo bursátil según cada metodología analizada</b> .....	27
<b>4.1.3. Contraste de hipótesis</b> .....	31
<b>4.2 Resultados de la estimación del mejor modelo predictor de la serie de retornos</b> .....	40
<b>CAPITULO V: DISCUSION</b> .....	46
<b>CONCLUSIONES</b> .....	48
<b>RECOMENDACIONES:</b> .....	50
<b>FUENTES DE INFORMACIÓN:</b> .....	51
<b>ANEXOS</b> .....	53

## RESUMEN

El mercado de acciones mineras peruanas se ha contraído en los últimos 5 años debido a factores externos (desaceleración de China y la reducción de precios de minerales) y a factores internos como problemas sociales e incertidumbre política. Por lo anteriormente mencionado, surge la necesidad de realizar investigaciones que busquen incentivar inversiones en este sector a través de la cuantificación del riesgo.

Debido a eso, el objetivo del presente trabajo es determinar cuál es el mejor método para estimar el riesgo bursátil del Índice S&P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo 2008-2017. Al respecto, se analizarán los resultados del Value at Risk (VaR) estimado bajo las metodologías de Bootstrapping, simulación de Montecarlo y simulación histórica y se determinará el mejor método de estimación según pruebas de Backtesting (Pruebas de Kupiec y Christofersen) a los resultados.

Se concluye mediante la aplicación de las pruebas de backtesting que el método más adecuado para estimar el riesgo bursátil del Índice S&P/BVL Mining Index de La Bolsa de Valores De Lima es el método de Bootstrapping.

Ante ello se sugiere a los inversionistas utilizar la metodología de Bootstrapping para estimar el Value at Risk de la cartera de instrumentos financieros de su interés y así puedan tener una mejor toma de decisiones y generar una mayor rentabilidad a sus inversiones.

### **Palabras clave**

Riesgo bursátil, Valor en riesgo, Bootstrapping, Simulación de Montecarlo, Simulación histórica, Modelos ARMA, Modelos GARCH, Prueba Kupiec, Prueba de Christofersen.

## **ABSTRACT**

The Peruvian stock mining market has contracted in the last five years because of external factors as slow China's economic growth rate and the reduction of minerals 'prices; and internal factors like social problems related with mining. For all of these, it is necessary to promote research that have the purpose of reduce risk and encourage investments in this sector.

For that, the purpose of this paper is to determinate which is the best method to estimate the stock market risk of the S&P / BVL Mining Index of the Lima Stock Exchange for the 2008-2017 period. In this regard, the results of Value at Risk (VaR) estimated under the methodologies of Boostrapping, Monte Carlo simulation and historical simulation will be analyzed and the best estimation method based on Backtesting tests (Kupiec and Christofersen tests) will be determined.

It is concluded through the application of the backtesting tests that the most suitable method to estimate the stock market risk of the S&P / BVL Mining Index of the Lima Stock Exchange is the Boostraping method.

In view of this, investors are encouraged to use the Boostrapping methodology to estimate the Value at Risk of the portfolio of financial instruments of their interest, so that they can have better decision making and generate greater returns on their investments.

### **Keywords**

Stock Market Risk, Value at Risk, Boostrapping, Montecarlo Simulation, Historical Simulation, ARMA models, GARCH models, Kupiec test, Christofersen test.

## INTRODUCCIÓN

El mercado de acciones mineras peruanas se ha ido desacelerando en los últimos 5 años a causa de diversos factores entre los que figuran la desaceleración de la economía peruana, el precio de los commodities minerales y la lenta recuperación de las economías importadoras de minerales a nivel mundial (China y Estados Unidos). Ante este escenario, surge la necesidad de realizar investigaciones que permitan a los inversionistas nacionales e internacionales tener herramientas para una mejor toma de decisiones e incentivarlos a invertir en acciones mineras peruanas, toda vez que este tipo de activos financieros son los más representativos a nivel de transacción y montos de la Bolsa de Valores de Lima (BVL).

Es por ello que la presente investigación realiza un análisis cuantitativo a los diversos métodos de estimación del riesgo bursátil de este sector mediante el estudio del índice S&P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo 2008-2017 con el objetivo principal de brindarle a los inversionistas un mayor conocimiento de cuál es el mejor método para que puedan estimar el riesgo bursátil e incentivarlos a realizar inversiones en acciones mineras.

Por otra parte, también se tiene el objetivo de determinar los mejores modelos predictores de la serie de retornos para media y la varianza del rendimiento sobre el precio del índice S&P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima durante el periodo 2008-2017 y así obtener un modelo predictor de las series de su interés y que puedan tomar mejores decisiones de inversión.

Se debe mencionar que la presente investigación fue realizada utilizando herramientas econométricas y estadísticas como E-views 8 y Risk Simulator y que las bases de datos utilizadas son de acceso público.

Por otro lado, el presente documento se organiza de la siguiente manera: en el Capítulo I se presenta el Marco Teórico de la investigación, el Capítulo II aborda la formulación de las hipótesis de investigación y la operacionalización de las variables. Por otro lado, Capítulo III muestra las metodologías en la cual se emplean tres métodos para cuantificar el Riesgo bursátil (Value at Risk): el Método de Bootstrapping, el Método de Simulación histórica y Simulación de Montecarlos, además de pruebas de Backtesting a los resultados (Pruebas de Kupiec y Christofersen) obtenidos en cada una de las metodologías antes mencionadas. Asimismo, el Capítulo IV presenta los resultados de esta estimación corroborando la hipótesis planteada de que el método de Bootstrapping es el mejor método para estimar el riesgo bursátil de acciones mineras para el periodo 2008-2017.

Finalmente, el Capítulo V se presenta la sección de Discusión de los resultados en relación con los obtenidos por estudios similares.

## **CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO**

### **1.1. Antecedentes de la investigación**

Luego de haberse realizado consultas en diversas facultades de Ciencias Económicas de Universidades y otras Instituciones Superiores, se ha determinado que con relación al tema materia de esta investigación; no existen trabajos específicos que hayan abordado la problemática de la gestión de riesgos de mercado en especial a aquellas que estudian la volatilidad de acciones mineras.

Sin embargo, se han realizado artículos como el efectuado por Zevallos (2008) trata de estimar el Riesgo Bursátil a partir de la estimación del Value at Risk (VAR) del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima usando las metodologías de RiskMetrics y Regresión Cuantílica durante los periodos 2000-2006.

### **1.2. Bases teóricas**

Debido al contexto de incertidumbre en el que se encuentra la economía mundial, la gestión del riesgo está tomando un papel preponderante en la toma de decisiones de inversionistas, instituciones financieras y organismos reguladores quienes han comenzado a desarrollar metodologías que permitan cuantificar este riesgo.

La primera iniciativa realizada respecto a este tipo de métodos se dio en 1994 cuando el Banco Internacional de Pagos (BIS), a través del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea I, propuso políticas y procedimientos nuevos para la medición, el control y la gestión de los riesgos financieros (definidos como las pérdidas potenciales en la cartera del inversionista por comportamientos adversos de algunas variables relevantes como la tasa de interés, tipo de cambio, precio de activos financieros, etc.).

Sin embargo, el avance seminal en esta materia se dio en 1995 a través del documento técnico publicado por el banco estadounidense J.P.Morgan denominado "Risk- Metrics: el concepto de valor en riesgo" donde por primera vez se utiliza el concepto de Value at Risk como medida para cuantificar el Riesgo de Inversión en algún activo financiero o en cartera de inversión.

Por su parte, el Comité de Basilea sobre Supervisión Bancaria (1998) pretende alinear los requerimientos de capital de las instituciones financieras en función a los riesgos efectivos que enfrentan; por lo que se recomienda a las instituciones la estimación del VaR como medida de riesgo de mercado. En este comité se propone la estimación del VaR de cada tipo de riesgo y el VaR total sería la suma de estos (en este primer enfoque aún no se tomaba en cuenta el efecto positivo de la correlación en la reducción del riesgo).

Según el Comité de Basilea sobre Supervisión Bancaria (2009), estas estimaciones deberían ser realizadas por una entidad independiente, de manera diaria; mientras que las pruebas de stress para corroborar el ajuste del

modelo deberían realizarse de acuerdo a un plan específico de acuerdo a las características de cada entidad.

En el Perú, no se han realizado estudios que propongan métodos para incentivar la inversión en este sector minero a través de la cuantificación del Riesgo bursátil, pero existen trabajos importantes que se han realizado alrededor del mundo.

Van de Goorbergh y Vlaar (1999) fueron uno de los pioneros en este tipo de investigaciones en donde trataron de estimar el riesgo bursátil del Índice General de la bolsa de valores de Holanda y el Índice Industrial de Dow Jones y hacen algunas conclusiones acerca de la distribución de retornos: son volátiles y a bajos niveles de confianza las colas pueden ser estimadas con distribuciones t-student. El objetivo de este trabajo era reducir la incertidumbre de invertir en estas bolsas en un contexto de incertidumbre económica y baja profundidad de mercado de capitales en estos países.

Por otro lado, Kasman (2009) presento estimaciones del riesgo bursátil del Índice General de la bolsa de Valores de Turquía, realizando aportes significativos en el método de modelamiento el modelo FIGARCH (1, d, 1) para calcular el Value at risk usando algunas distribuciones como Normal, T-Student y Log Normal. Además, este paper analiza la propiedad de “memoria a largo plazo” que tienen los precios de cierre de esta bolsa y establece la mejor distribución para esta serie.

Como se mencionó anteriormente, Zevallos (2008) trata de estimar el Riesgo Bursátil a partir de la estimación del Value at Risk(VAR) del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima usando las metodologías de RiskMetrics y Regresión Cuantílica durante los periodos 2000-2006.

Por todo lo antes mencionado, debido al contexto de incertidumbre en el que se encuentra la economía mundial, la gestión del riesgo ha adquirido un papel preponderante en la toma de decisiones de inversionistas, instituciones financieras y organismos reguladores quienes han comenzado a desarrollar metodologías que permitan cuantificar este riesgo. Una de las primeras métricas utilizadas es el Value at Risk (VaR) que se define como la máxima pérdida de inversión dentro de un periodo de inversión y nivel de confianza determinados.

Al respecto, existen muchas metodologías que se utilizan para estimar el riesgo de mercado mediante el VaR, entre la que destacan el cálculo del VaR de forma paramétrica, el método de simulación histórica, el método de bootstrapping, el método de simulación de Monte Carlo.

Cada uno de estos métodos supone ventajas y desventajas respecto a la precisión de los resultados obtenidos que se analizarán en el siguiente apartado. Sin embargo, es necesario mencionar que bajo el marco regulatorio actual no existe un pronunciamiento explícito sobre cuál es el mejor método para estimar el VaR por lo cual esta decisión recae directamente sobre los inversionistas y ahí radica la importancia de definir el mejor método para tal efecto.

### **1.3. Definición de términos básicos**

#### **1.3.1. Índice S&P/BVL Mining Index:**

Según el portal de S&P Dow Jones Índices, este es un índice ponderado por la capitalización del mercado ajustado al capital flotante diseñado para ser utilizado por benchmark del sector minero del mercado accionario peruano.

#### **1.3.2. Value at Risk:**

Zevallos (2008) define al Value at Risk o Valor en Riesgo como una medida de riesgo bursátil que estima cuánto dinero puede perderse en determinado horizonte de tiempo con un nivel de confianza especificado.

#### **1.3.3. Metodologías de Simulación de Montecarlo**

El método de Simulación de Montecarlo se denomina así en referencia al Casino de Monte Carlo (Principado de Mónaco) por ser “la capital del juego de azar”, al ser la ruleta un generador simple de números aleatorios Este es un método no determinístico usado para aproximar expresiones matemáticas complejas y costosas de evaluar con exactitud.

#### **1.3.4. Metodologías de Bootstrapping**

Este método también denominado de remuestreo es una variación al método de Simulación de Montecarlo que consiste en extraer un número elevado de muestras aleatorias de una población conocida para luego calcular a partir de esas muestras el valor de estadístico.

### **1.3.5. Metodologías de Simulación histórica**

El método de Simulación Histórica es el método no paramétrico por excelencia. Según Nieppola (2009), este método es uno de los más sencillos de implementar y consiste simplemente en utilizar la data histórica para estimar el VaR. Una de las ventajas de este método consiste en que no se tiene que realizar supuestos sobre la distribución de los retornos.

### **1.3.6. Pruebas de Backtesting**

Cuando se realiza un análisis de cuantificación de riesgo, es necesario realizar algunas pruebas que buscan determinar si la aproximación y el modelo utilizado tienen el nivel de cobertura adecuado. Dentro de estas pruebas, también denominadas Backtesting o pruebas de verificación, destacan las pruebas de Kupiec y Prueba de Christoffersen.

### **1.3.7. Pruebas de Kupiec**

En primer lugar, la prueba de Kupiec según Alonso y Chaves (2013), una manera de probar la bondad de cada uno de los métodos es a través de la estimación de la proporción de excepciones; es decir, proporción de pérdidas superiores al VaR. Estas deberían ser igual al nivel de significancia.

### **1.3.8. Pruebas de Christoffersen**

Por otro lado, también se tiene la prueba de Christoffersen cuya finalidad es determinar que las excepciones deben ser impredecibles; es decir, que no existan eventos que condicionen que un conjunto de datos presenten este

comportamiento. Esta se realiza mediante dos etapas: la Prueba de Cobertura condicional y la Prueba de Independencia.

La primera prueba mide la correcta cobertura condicional del modelo, con un estadístico de máxima verosimilitud que sigue una distribución Chi-cuadrado con 1 grado de libertad.

Por otro lado, la segunda prueba mide la independencia; es decir, que las excepciones sean aleatorias y no estén determinadas a ningún evento en especial que no está siendo recogido por el modelo.

## **CAPÍTULO II: HIPÓTESIS Y VARIABLES**

### **2.1. Formulación de hipótesis principales y derivadas**

#### **2.1.1. Hipótesis principal**

El método de Bootstrapping es el más adecuado para estimar el riesgo bursátil del índice S&P/BVL Minig Índice de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo 2008 - 2017.

#### **2.1.2. Hipótesis secundaria**

Los mejores modelos predictores de la serie de rendimientos del índice S&P/BVL Mining Índice de la Bolsa de Valores de Lima en el periodo 2008 - 2017 para la media de la serie es AR (1) y para la varianza de la serie es ARCH (1,1) elegidos a través de la metodología de Box Jenkins.

### **2.2. Variables y definición operacional**

En el presente trabajo de investigación la única variable a utilizar será rendimiento diario del Índice S&P/BVL Minig Índice de la Bolsa de Valores de Lima durante el periodo comprendido entre el 01 de septiembre del 2008 y 29 de diciembre del 2017. Este índice es público y se encuentra en el portal electrónico de S&P Dow Jones Indices.

Para la presente investigación se utilizará los rendimientos logarítmicos de esta serie durante el periodo mencionado anteriormente.

## **CAPÍTULO III: METODOLOGÍA**

A continuación, se describirá la forma en la que se realizó el estudio haciendo un análisis de la variable y los principales métodos utilizados.

### **3.1 Diseño metodológico**

#### **3.1.1. Tipo de investigación**

El presente trabajo es investigación aplicada, de tipo cuantitativa, ya que el objetivo general es determinar el riesgo bursátil y elegir el mejor modelo de estimación para ello se realizará una contrastación de los métodos y se elegirá el mejor. Además, este trabajo no es de corte experimental ya que no se realizará manipulaciones deliberadas de las variables y se analizará la información en su contexto natural, tal como lo señala Hernández, Fernández y Baptista (2010) al describir las características de este tipo de modelos.

#### **3.1.2. Procedimiento de contrastación de hipótesis**

Cuando se realiza un análisis de cuantificación de riesgo, es necesario realizar algunas pruebas que buscan determinar si la aproximación y el modelo utilizado tienen el nivel de cobertura adecuado; es decir, desean cuantificar cual es la proporción de la muestra en que se observa una pérdida mayor a la predicción del VaR. Dentro de estas pruebas, también denominadas Backtesting o pruebas de verificación, destacan las pruebas de Kupiec y Christoffersen.

- **Prueba de Kupiec**

Según Alonso y Chaves (2013), una manera de probar la bondad de cada uno de los métodos es a través de la estimación de la proporción de excepciones; es decir, proporción de pérdidas superiores al VaR.

El contraste de las hipótesis se realizará teniendo en cuenta los siguientes pasos:

**Hipótesis:**

“La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR no es superior al 5%”

**Contraste:**

- **Formulación de hipótesis nula (Ho):** “La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR es superior al 5%.”
- **Formulación la hipótesis alterna (Ha):** “La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR no es superior al 5%.”
- **Nivel de significación ( $\alpha$ ):** 5%
- **Calculo del estadístico:** El estadístico a utilizar corresponde a una prueba t-student:

$$t = \frac{p - a}{\sqrt{p(1 - p)/N}}$$

Donde  $N$  es el número de datos estudiados,  $p$  es la proporción de excepción y  $\alpha$  es el nivel de significancia.

- **Toma de decisiones:** Se procederá a calcular el estadístico de prueba, se comparará con el valor crítico y se tomará la decisión de aceptar o rechazar la Hipótesis nula.

- **Prueba de Christoffersen**

En esta prueba se evaluará la cobertura de los métodos y la independencia de los métodos.

En primer lugar, para evaluar la cobertura condicional, el contraste de las hipótesis se realizará teniendo en cuenta los siguientes pasos:

**Hipótesis:**

“La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR no es superior al 5%”

**Contraste:**

- **Formulación de hipótesis nula ( $H_0$ ):** “La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR es superior al 5%.”

- **Formulación la hipótesis alterna (Ha):** “La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR no es superior al 5%.”
- **Nivel de significación ( $\alpha$ ):** 5%
- **Calculo del estadístico:** El estadístico a utilizar corresponde a una distribución Chi-cuadrado con 1 grado de libertad:

$$L = -2Ln[(1 - a)^{n-x} a^x] + 2Ln\left[\left(1 - \frac{x}{n}\right)^n \left(\frac{x}{n}\right)^x\right]$$

Donde  $a$  es el nivel de significancia,  $n$  es el tamaño de la muestra,  $x$  es el número de excepciones realizada

- **Toma de decisiones:** Se procederá a calcular el estadístico de prueba, se comparará con el valor crítico y se tomará la decisión de aceptar o rechazar la Hipótesis nula.

Asimismo, para evaluar la independencia de las excepciones, el contraste de las hipótesis se realizará teniendo en cuenta los siguientes pasos:

**Hipótesis:**

“Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR son totalmente independientes”

### Contraste:

- **Formulación de hipótesis nula (Ho):** “Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR son dependientes ”
- **Formulación la hipótesis alterna (Ha):** “Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el VaR son totalmente independientes.”
- **Nivel de significación ( $\alpha$ ):** 5%
- **Calculo del estadístico:** El estadístico a utilizar corresponde a una distribución Chi-cuadrado con 1 grado de libertad.

$$L = -2Ln[(1 - \Pi_2)^{n_{00}+n_{11}}] + 2Ln[(1 - \Pi_{01})^{n_{00}}\Pi_{01}^{n_{01}}(1 - \Pi_{11})^{n_{10}}\Pi_{11}^{n_{11}}]$$

Donde  $n_{ij}$  es el número de veces en que el estado  $i$ -ésimo es seguido del estado  $j$ -ésimo, siendo cero el estado en el cual el rendimiento es menor al valor del VaR estimado y de 1 cuando el rendimiento es mayor al VaR estimado. Asimismo, los valores de  $\Pi$  están determinados de la siguiente manera:

$$\Pi_{01} = \frac{n_{01}}{n_{00}+n_{01}}, \Pi_{11} = \frac{n_{11}}{n_{10}+n_{11}}, \Pi_{10} = \frac{n_{01}+n_{11}}{n_{00}+n_{10}+n_{01}+n_{11}}; \Pi_2 = \frac{n_{00}+n_{11}}{n_{00}+n_{10}+n_{01}+n_{11}}$$

- **Toma de decisiones:** Se procederá a calcular el estadístico de prueba, se comparará con el valor crítico y se tomará la decisión de aceptar o rechazar la Hipótesis nula.

## **3.2 Diseño muestral**

### **3.2.1. Población del estudio**

Comprende información sobre el rendimiento diario del índice S&P/BVL Índice de la Bolsa de Valores de Lima, precisar el periodo

### **3.2.2. Procedimiento para el cálculo del tamaño y selección de muestra**

La muestra utilizada para este análisis corresponde a los rendimientos diarios sobre precios diarios del índice S&P/BVL Índice de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo entre el 01 de septiembre del 2008 al 29 de diciembre del 2017.

Como se mencionó anteriormente, la variable a analizar corresponde al Índice S&P/BVL Mining Índice de la Bolsa de Valores de Lima que contiene la cotización del grupo de empresas mineras que cotizan en este mercado. Los datos utilizados para este trabajo corresponden al rendimiento diario de este índice durante el periodo comprendido entre el 2008 y el 2017. A continuación, se realizará una breve descripción del comportamiento de esta variable en el periodo antes mencionado.

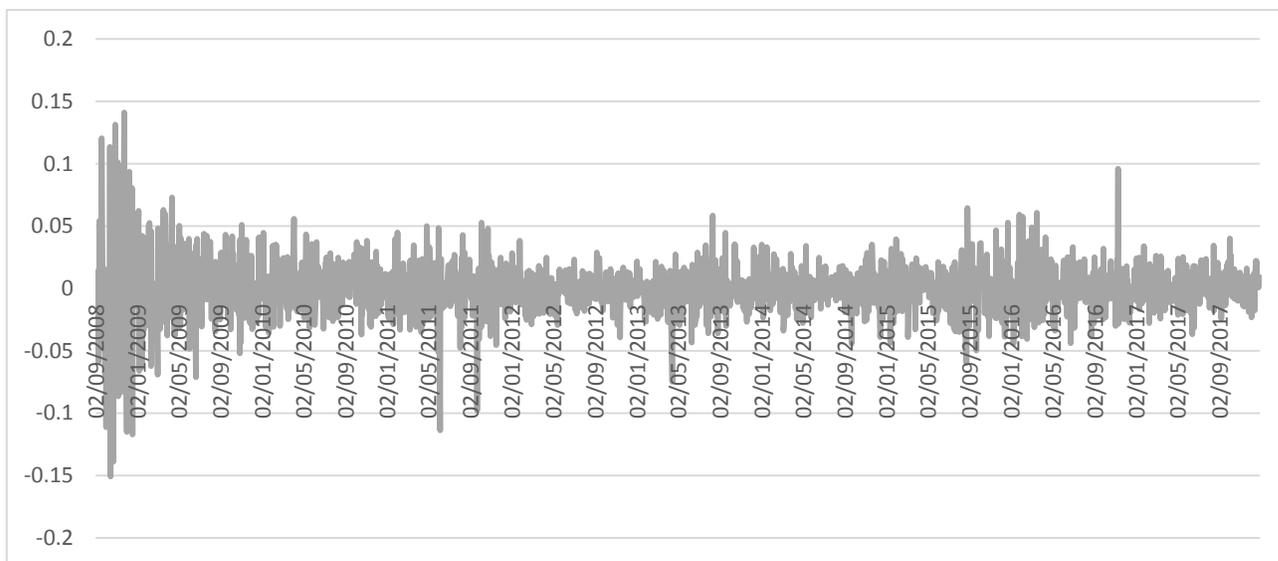
Esta variable se define como el indicador que mide el comportamiento del mercado bursátil en el sector minero en un determinado período de tiempo. Se determina a partir de una cartera formada por las acciones más significativas del sector, seleccionadas con base en su frecuencia de negociación, monto de negociación y número de operaciones. En la **Tabla N°2** se muestra la composición de la cartera de este Índice.

**Tabla N°2**  
**CARTERA DEL ÍNDICE SECTORIAL MINERO DE LA BOLSA DE VALORES**  
**(Vigente a partir del 5 de enero del 2015)**

Nº	Nombre de valor	Nemónico	Peso (%)
1	Volcan "B"	VOLCABC1	21.7%
2	Minsur Inv.	MINSURI1	16.6%
3	Milpo	MILPOC1	11.0%
4	ADR Buenaventura	BVN	8.5%
5	Trevali Mining	TV	8.1%
6	Cerro Verde	CVERDEC1	7.9%
7	Atacocha "B"	ATACOBC1	7.7%
8	Luna Gold	LGC	4.4%
9	Southern	SCCO	3.6%
10	El Brocal	BROCALC1	2.9%
11	Minera IRL	MIRL	2.4%
12	Panoro Minerals	PML	2.3%
13	Candente	DNT	1.2%
14	Santa Luisa Inv.	LUISAI1	0.7%
15	Minera Corona Inv.	MINCORI1	0.6%
16	Perubar	PERUBAI1	0.3%

Elaboración: Propia/ Fuente: Estimaciones en base a información extraída de la BVL

En la **Figura N°1** se puede apreciar la trayectoria de rendimientos durante los periodos antes mencionados. Se observa la presencia de “conglomerados de volatilidad”; es decir, observaciones de pequeña magnitud seguidas por observaciones de gran magnitud lo que da indicios de que esta serie presenta problemas de heterocedasticidad.



**Figura N° 1:** Evolución del rendimiento del índice SP/BVL durante el periodo 2008- 2017(en %).

Elaboración: Propia/ Fuente: S&P Dow Jones Índices

En particular, el año 2008 represento un periodo de alta volatilidad pues el 10 de octubre de ese año, la Bolsa de Valores de Lima registro la mayor caída de su historia (10,8%) que estuvo en línea con el colapso de los mercados a nivel mundial y una crisis política por casos de corrupción durante el gobierno de Alan García. En este contexto. Las acciones mineras (-12,54%), industriales (-10,07%) y de telecomunicaciones (-12,38%) fueron las más afectadas.

Durante el 2009, la crisis financiera continúo afectando el desempeño de los mercados; sin embargo, durante el segundo semestre del año se observaron algunas señales de recuperación como la solidez relativa de China y la recuperación del precio de los minerales que ayudaron a estabilizar los

Índices de la Bolsa de Valores de Lima. Durante este periodo, el rubro de acciones mineras fue el de mayor crecimiento (151,2%), reduciendo de esta manera la volatilidad de la serie de rendimientos.

El 2010 se caracterizó por ser un periodo de fortalecimiento de los fundamentos macroeconómicos peruanos debido a resultados positivos en la tasa de crecimiento de PBI e Inflación. Se observa que el nivel de volatilidad del Índice minero se reduce al mínimo en 3 años debido a la recuperación del precio de la plata, oro y cobre. Sin embargo, aún continúan latentes riesgos debido a problema de deuda y déficit fiscal en Europa.

A partir del 2011, se observa que el nivel de volatilidad de la serie se reduce significativamente respecto a los dos años anteriores. Sin embargo, se debe mencionar que el anuncio realizado por la compañía minera Volcán en junio del 2011 comunicando que iba a formar parte del índice de MSCI del banco de inversión Morgan Stanley elevó la volatilidad del índice durante ese mes.

Por otro lado, el primer semestre del 2013 estuvo caracterizado por caídas de precios de minerales ante los resultados del desempeño de la economía china, ocasionando un deterioro de las bolsas a nivel mundial. Este deterioro también estuvo acompañado por un nivel de expansión de la economía muy por debajo del esperado, perjudicando así las expectativas de los inversionistas. Esta misma tendencia continuó en el 2014 donde la economía registró el mínimo nivel de crecimiento en 10 años (2,7%). Esta tendencia se ha mantenido durante los años 2015, 2016 y 2017.

### **3.3 Técnicas de recolección de datos**

Para la recolección de datos se ha diseñado una ficha técnica que se adjunta como Anexo N°1 del presente trabajo de investigación.

#### **3.3.1. Descripción de las técnicas e instrumentos**

Los objetivos de este trabajo están relacionados a la estimación del riesgo bursátil del Índice Minero la bolsa de valores de Lima y la elección del mejor método para estimar riesgo bursátil.

Para abordar estos objetivos se comenzará eligiendo el mejor modelo de proyección para la variable estudiada.

##### **3.3.1.1. Estimación del mejor modelo predictor para la serie de retornos del índice Minero de la BVL**

Para realizar esta estimación se tuvo que elegir el mejor modelo que explique la media y la varianza de la variable estudiada para eso se utilizaron modelos ARMA ( $p, q$ ) y GARCH ( $m, n$ ).

Los modelos ARMA (o también conocidos como Modelos Autorregresivos de medias móviles) buscan explicar una variable exógena en base a sus rezagos y rezagos de Ruido blanco. La estructura general de este tipo de modelos es la siguiente:

$$r_t = \sum_{i=1}^{\infty} (b_{i-1}r_{t-i}) + \sum_{i=0}^{\infty} (c_i u_{t-i})$$

Donde  $r_t$  es la variable a analizar,  $b_{i-1}$  es la constante de regresión,  $r_{t-i}$  es el rezago de la variable a analizar,  $c_i$  es la constante de regresión del error y  $u_{t-i}$  es el rezago del error.

Para elegir los rezagos de estos modelos, se utilizara la metodología propuesta por Box & Jenkins (1973) quienes postulan que existen principalmente 4 pasos: i). Identificación: Consiste en transformar los datos, si es necesario, para que la hipótesis de estacionariedad sea adecuada, y en elegir los órdenes p,q ii) Estimación: Consiste en estimar el modelo ARMA(p, q) iii) Diagnostico: Consiste en comprobar que las propiedades empíricas corresponden a las hipótesis del modelo iv) Predicción: Utilizar el modelo para predecir.

Los pasos antes mencionados se aplicaron a la variable estudiada mediante el uso del programa Eviews 8 y los resultados se mostraran en el siguiente capítulo.

Por otro lado, la determinación del mejor modelo para la varianza debería hacerse en base a modelos GARCH (m, n). Sin embargo, Monsegny y Cepeda (2008) mencionan que estos modelos no recogen los problemas de asimetría y efecto apalancamiento que las series financieras presentan.

Es decir, en estas series la volatilidad se comporta diferente frente a innovaciones positivas y negativas. Esta asimetría recibe el nombre de efecto de apalancamiento y ha sido modelada entre otros, por los modelos EGARCH.

Los modelos EGARCH tienen la siguiente estructura:

$$\log(\sigma_t^2) = a_0 + a_1 \log(\sigma_{t-1}^2) + a_2 \left| \frac{e_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + a_3 \frac{e_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$$

Donde:

$\log(\sigma_t^2)$  es el logaritmo de la varianza de la variable en el periodo t y

$\log(\sigma_{t-1}^2)$  es el logaritmo de la varianza de la variable en el periodo t-1,

$a_0, a_1, a_2$  y  $a_3$  son constantes de regresión,

$\left| \frac{e_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right|$  es la división entre el elemento estocástico del periodo t-1 y la desviación estándar del periodo t-1 en valor absoluto,

$\frac{e_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$  es la división entre el elemento estocástico del periodo t-1 y la desviación estándar del periodo t-1.

Estos modelos recogen la asimetría si el coeficiente  $a_3$  es diferente a cero o negativo y resulta significativo.

Se realizó la aplicación de este modelo utilizando también Eviews 8 y los resultados se mostrarán en el siguiente capítulo.

### **3.3.1.2. Estimación del Riesgo bursátil a través del VaR (Value at Risk) para la serie de retornos del índice Minero de la BVL**

Como se mencionó en el capítulo anterior, existen algunas metodologías ampliamente conocidas que se utilizarán para evaluar los rendimientos del índice minero bursátil y se detallarán a continuación:

- **Metodología de Simulación de Montecarlo**

Según Rodríguez-Aragón (2011), este método permite realizar simulación de variables aleatorias. Este método es utilizado para resolver problemas analíticos que dependen de factores aleatorios.

El procedimiento será realizar 15,000 simulaciones (del total de la data) con diferentes probabilidades de los retornos de la variable estudiada y luego se obtendrá el percentil 5 de este conjunto de datos que corresponderá al Valor del Value at Risk diario al 5% de confianza. Se debe mencionar que en esta simulación se asumirá que los retornos de la variable tienen una distribución normal.

Los resultados de esta estimación se presentarán en el siguiente capítulo.

- **Metodología de Bootstrapping**

Según Miguel y Olave (2000), “Los métodos bootstrap se basan en la reproducción de los datos originales mediante un remuestreo.”.

El procedimiento que se utilizará para aplicar este método se hará a través del programa Eviews 8 y consistirá en la obtención de muestras aleatorias con remplazo de 1000 datos de la serie de retornos analizadas y calcular el percentil 5 que consistirá en el Value at Risk de la variable. Este procedimiento se repetirá 15,000 veces y será la media de todas las simulaciones corresponderá al valor del Value at Risk de total de datos. En este caso, no se asume explícitamente que la muestra tendrá una determinada distribución de probabilidad.

Los resultados de esta estimación se presentarán en el siguiente capítulo.

- **Metodología de Simulación histórica**

Según Nieppola (2009), este método es uno de los más sencillos de implementar y consiste simplemente en utilizar la data histórica para estimar el VaR. Una de las ventajas de este método consiste en que no se tiene que realizar supuestos sobre la distribución de los retornos.

Los resultados de esta estimación se presentarán en el siguiente capítulo.

### **3.3.1.3. Elección del mejor modelo de estimación del *Value at Risk*.**

Como se mencionó en el apartado anterior, cuando se realiza un análisis de cuantificación de riesgo, es necesario realizar algunas pruebas que buscan determinar si la aproximación y el modelo utilizado tienen el nivel de cobertura adecuado. En el presente trabajo se utilizarán las pruebas de Backtesting o pruebas de verificación, en específico las pruebas de Kupiec y Christoffersen.

### **3.3.2. Procedimientos de comprobación de la validez y confiabilidad de los instrumentos.**

Toda vez que los cálculos y procedimientos se realizarán a través de un programa estadístico (Eviews 14) se puede garantizar que la aplicación de estas pruebas en la misma variable estudiada brinda los mismos resultados.

## **3.4 Técnicas para el procesamiento y análisis de la información**

Como se mencionó anteriormente la herramienta estadística que se utilizará para el procesamiento de los datos es el programa estadístico Eviews 14. Este programa permitirá obtener el mejor modelo para la media y la varianza de los retornos del Índice Minero de la Bolsa de Valores de Lima en el periodo estudiado.

Por otro lado, la metodología de simulación de Montecarlo y simulación histórica se pueden realizar mediante el programa Microsoft Excel; sin embargo, el método de bootstrapping deberá realizarse mediante el programa estadístico Eviews 14.

Por último, las pruebas de backtesting se realizarán mediante el programa Microsoft Excel toda vez que llevar a cabo este proceso consiste en aplicar las fórmulas especificadas y no es necesario el uso de un estadístico avanzado.

### **3.5 Aspectos éticos**

Tal y como se mencionó anteriormente, este trabajo es el primero en el Perú en analizar el riesgo de mercado de acciones mineras y evaluar cuál sería mejor metodología para estimar este riesgo.

Es importante destacar que en este proceso de investigación se respeta la propiedad intelectual a través del correcto citado y la valoración del trabajo y esfuerzo incurrido por cada investigador en el proceso de creación de los artículos, libros, revistas y teorías que se utilizarán y servirán de base en este trabajo de tesis.

## CAPÍTULO IV: RESULTADOS

### 4.1 Resultados de la estimación de la mejor metodología para estimar el riesgo bursátil a través del Value at Risk.

#### 4.1.1. Análisis de la variable estudiada

En primer lugar, se realizó un análisis al rendimiento el índice S&P/BVL Mining Índex de la Bolsa de Valores de Lima para el Periodo 2008-2017 mediante el software estadístico econométrico Eviews, versión 9. Al respecto, la **Tabla N°3** muestra las estadísticas descriptivas de este índice.

**Tabla N°3**  
**Estadísticas descriptivas del Índice S&P/BVL Mining Índex (2008-2017)**

n	Valor mínimo observado	Valor máximo observado	Cuartil Inferior	Mediana
2338	89.63	359.87	150.72	192.80
Cuartil Superior	Media	Desviación Estándar	Simetría	Curtosis
250.94	203.12	59.6692	0.4521	-0.7492

Elaboración: Propia/ Fuente: Estimaciones en base a información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Se puede observar que la Desviación estándar de este índice es significativamente alta. Utilizar el índice como variable para realizar estimaciones puede ser contraproducente pues generaría sesgos en la estimación. Por lo que se optará por utilizar los rendimientos logarítmicos para solucionar estos problemas.

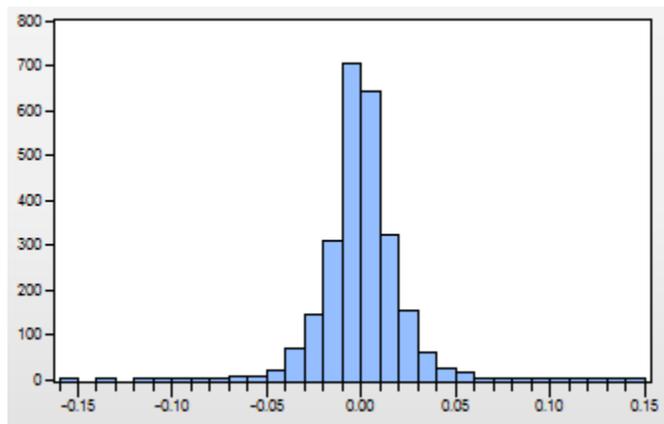
En la **Tabla N°4** se muestran las estadísticas descriptivas de los rendimientos de este índice. De estas, se pueden destacar que el rango de la serie es de

29 puntos porcentuales lo cual indica un nivel elevado de volatilidad. Los coeficientes de asimetría y curtosis muestran que esta serie es aproximadamente simétrica con colas pesadas (ligera asimetría negativa y distribución leptocurtica) Esto se ve corroborado con el histograma presentado en la **Figura 2** y en la **Figura 3** de probabilidad normal de pérdidas.

**Tabla N°4**  
**Estadísticas descriptivas de la serie de retornos del Índice S&P/BVL Mining**  
**Índex (2008-2017)**

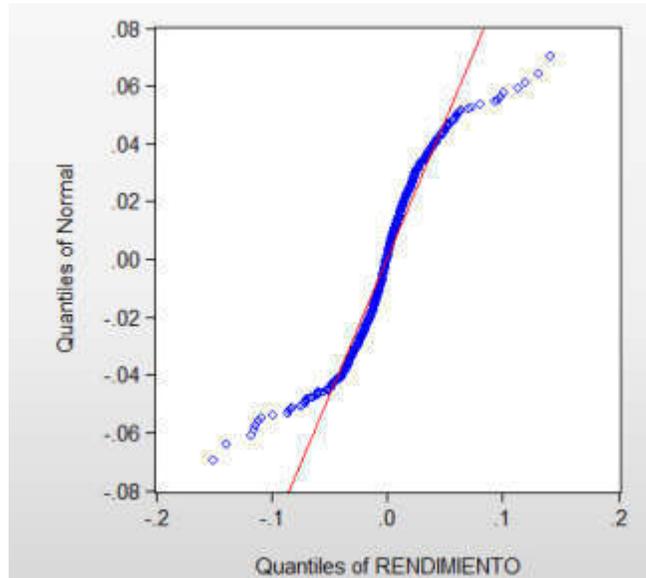
Número de observaciones	Valor mínimo observado	Valor máximo observado	Cuartil Inferior	Mediana
2337	-15.06%	14.12%	-0.90%	-0.01%
Cuartil Superior	Media	Desviación Estandar	Simetría	Curtosis
0.94%	0.01%	0.0202	-0.1963	8.6437

Elaboración: Propia/ Fuente: Estimaciones en base a información extraída del portal S&P Dow Jones Índices



**Figura N° 2:** Histograma de la serie de retornos del Índice S&P/BVL Mining Índex (2008-2017)

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 8 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices



**Figura N° 3:** Gráfico de probabilidad normal del Índice S&P/BVL Mining Índice (2008-2017)

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 8 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Indices

#### 4.1.2. Estimación del riesgo bursátil según cada metodología analizada

Los resultados de la estimación del riesgo bursátil a través del Value at Risk a través de las tres metodologías analizadas se presentan a continuación:

##### 4.1.2.1. Metodología de simulación de Montecarlos

Este método se trabajará con el programa Microsoft Excel 2010 y los resultados de esta estimación se muestran en la **Tabla N° 5** y en el **Anexo N°3** de la presente investigación:

**Tabla N°5**  
**Resultados de la estimación de la serie de retornos del Índice S&P/BVL Mining**  
**Índex (2008-2017) mediante la Simulación de Montecarlos**

<b>Media de datos estimados</b>	-0.035%
<b>Desviación estándar de datos estimados.</b>	0.02027

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Microsoft Excel 9 / Fuente:  
 Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Al respecto, y tal como se mencionó en el Capítulo II, se incluirá dichas variables en la fórmula para obtener el Value at Risk:

$$VaR_t = u_t + \sigma_t * Z$$

Donde  $u_t$  es la media de la variable y  $\sigma_t$  se define como la volatilidad (varianza) de la misma y Z es el valor del estadístico Z al 95% de confianza.

Por lo tanto, asumiendo una distribución normal para la serie de pérdidas, el cálculo del Value at Risk diario al 95% de confianza sería el siguiente:

$$VaR_t = -0.0035\% + 1.64 * 0.02027$$

$$= -3.33822\%$$

--

Es decir, la máxima pérdida esperada diaria que enfrente un inversionista en acciones mineras que cotizan en la bolsa de valores de Lima durante el 2007-2018 por cada S/10 000 que invirtió fue de S/ 338.8 soles diarios.

#### 4.1.2.2. Metodología de simulación histórica

Este método se trabajará con el programa Microsoft Excel 2010 y los resultados de esta estimación se muestran en la **Tabla N° 6** y en el Anexo N° 04 de la presente investigación:

**Tabla N°6**  
**Resultados de la estimación de la serie de retornos del Índice S&P/BVL Mining**  
**Índex (2008-2017) mediante la Simulación de Histórica**

<b>Media de datos estimados</b>	-0.000233%
<b>Desviación estándar de datos estimados.</b>	0.02787

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Microsoft Excel 9 / Fuente:  
Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Al respecto, y tal como se mencionó en el Capítulo II, se incluirá dichas variables en la fórmula para obtener el Value at Risk:

$$VaR_t = u_t + \sigma_t * Z$$

Donde  $u_t$  es la media de la variable y  $\sigma_t$  se define como la volatilidad (varianza) de la misma y Z es el valor del estadístico Z al 95% de confianza.

Por lo tanto, asumiendo una distribución normal para la serie de pérdidas, el cálculo del Value at Risk diario al 95% de confianza sería el siguiente:

$$VaR_t = -0.00023\% + 1.64 * 0.02787$$

**=4.5851%**

--

Es decir, la máxima pérdida esperada diaria que enfrento un inversionista en acciones mineras que cotizan en la bolsa de valores de Lima durante el 2007-2018 por cada S/10 000 que invirtió fue de S/ 459 soles diarios.

#### 4.1.2.2. Metodología de Bootstrapping

Este método se trabajará con el programa Eviews 9, el lenguaje de programación utilizado se encuentra en el Anexo N°05 de este documento y los resultados de esta estimación se muestran en la **Tabla N° 7**.

**Tabla N°7**  
**Resultados de la estimación de la serie de retornos del Índice S&P/BVL Mining**  
**Índex (2008-2017) mediante la metodología de Bootstrapping**

<b>Media de datos estimados</b>	-0.0003010
<b>Desviación estándar de datos estimados.</b>	0.000828

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Al respecto, y tal como se mencionó en el Capítulo II, se incluirá dichas variables en la fórmula para obtener el Value at Risk:

$$VaR_t = u_t + \sigma_t * Z$$

Donde  $u_t$  es la media de la variable y  $\sigma_t$  se define como la volatilidad (varianza) de la misma y Z es el valor del estadístico Z al 95% de confianza.

Por lo tanto, asumiendo una distribución normal para la serie de pérdidas, el cálculo del Value at Risk diario al 95% de confianza sería el siguiente:

$$VaR_t = -0.03010\% + 1.64 * 0.000828$$

$$= \mathbf{3.1460\%}$$

Es decir, la máxima pérdida esperada diaria que enfrente un inversionista en acciones mineras que cotizan en la bolsa de valores de Lima durante el 2007-2018 por cada S/10 000 que invirtió fue de S/ 315 soles diarios.

A continuación, se presenta un cuadro comparativo de los resultados obtenidos con cada una de las metodologías:

**Cuadro N° 9**

	<b>Simulación de Montecarlos</b>	<b>Simulación histórica</b>	<b>Boostrapping</b>
<b>Media de datos estimados</b>	-0.03500%	-0.00023%	-0.0301000%
<b>Desviación estándar de datos estimados.</b>	2.02700%	2.78700%	8.280%

Elaboración Propia

Tal y como se puede apreciar en el cuadro anterior los resultados de las estimaciones mediante las diversas metodologías son muy similares. Es por ello que se requiere una prueba de contraste de hipótesis que permita identificar cual es el método más adecuado y preciso para cuantificar el Value at Risk.

#### **4.1.3. Contraste de hipótesis**

Tal y como se mencionó anteriormente, para probar que un método es adecuado debe tener un nivel de cobertura adecuado e independencia para tal caso, se probarán mediante dos pruebas: prueba de Kupiec y Prueba de Christoffersen, cuyos resultados se mencionan a continuación:

#### 4.1.3.1. Prueba de Kupiec

La finalidad de esta prueba es analizar el nivel de cobertura; es decir, las proporciones de pérdidas mayores al valor obtenido por el Value at Risk mediante las tres metodologías mencionadas anteriormente. A continuación, se efectuará una descripción de los pasos efectuados en esta prueba:

##### **Hipótesis:**

“La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk no es superior al 5%”

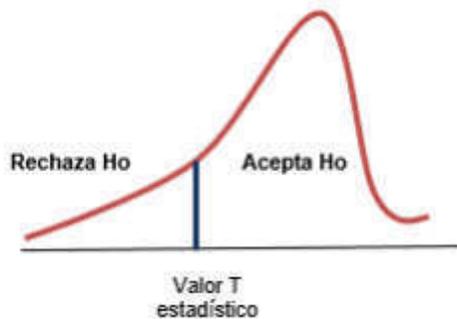
##### **Contraste:**

- **Formulación de hipótesis nula (Ho):** “La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk es superior al 5%.”
- **Formulación la hipótesis alterna (Ha):** “La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk no es superior al 5%.”
- **Nivel de significación ( $\alpha$ ):** 5%
- **Calculo del estadístico:** El estadístico a utilizar corresponde a una prueba t-student:

$$t = \frac{p - a}{\sqrt{p(1 - p)/N}}$$

Donde N es el número de datos estudiados, p es la proporción de excepción y a es el nivel de significancia.

- **Toma de decisiones:** Se procederá a calcular el estadístico de prueba, se comparará con el valor crítico y se tomará la decisión de aceptar o rechazar la Hipótesis nula tal y como se muestra en la Figura N°4



**Figura N°4:** Campana de Gaus con simetría negativa  
Elaboración: Propia

A continuación, se presentan los resultados de esta prueba aplicada a las tres metodologías:

En primer lugar, la **Tabla N°8** muestra los resultados de la proporción de excepciones (p) del Value at Risk según cada metodología analizada:

**Tabla N°8**  
**Proporción de excepciones (p) al Value at Risk estimado según cada metodología**

	<b>Bootstrapping</b>	<b>Simulación de montecarlos</b>	<b>Simulación histórica</b>
<b>Número de excepciones realizados</b>	94	79	35
<b>Número de excepciones esperado</b>	117	117	117
<b>Proporción de excepciones (p)</b>	<b>4.02%</b>	<b>3.38%</b>	<b>1.50%</b>

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Microsoft Excel 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Asimismo, a continuación, se presentan los resultados de la prueba Kupiec:

**Tabla N°9**

**Resultados de la aplicación de la prueba t-student a cada metodología de estimación del Value at Risk**

	<b>Bootstrapping</b>	<b>Simulación de montecarlos</b>	<b>Simulación histórica</b>
<b>Valor t-student de la muestra</b>	-2.406	-4.332	-13.940
<b>Valor t-estadístico</b>	-1.645	-1.645	-1.645
<b>Resultado</b>	Se rechaza Ho	Se rechaza Ho	Se rechaza Ho

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Microsoft Excel 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Tal y como se muestra en el gráfico anterior, todas las pruebas rechazan la Ho; es decir, todas cumplen tienen un nivel de cobertura adecuado; es decir, el número de excepciones está dentro de lo normal.

#### **4.1.3.2. Prueba de Christoffersen**

La finalidad de esta prueba es analizar el nivel de cobertura y también el de independencia al valor obtenido por el Value at Risk mediante las tres metodologías mencionadas anteriormente. A continuación, se efectuará una descripción de los pasos efectuados en esta prueba:

##### **Análisis del nivel de cobertura**

El procedimiento a seguir para este análisis es el siguiente:

### **Hipótesis:**

“La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk no es superior al 5%”

### **Contraste:**

- **Formulación de hipótesis nula (Ho):** “La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk es superior al 5%.”
- **Formulación la hipótesis alterna (Ha):** “La proporción de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk no es superior al 5%.”
- **Nivel de significación ( $\alpha$ ):** 5%
- **Calculo del estadístico:** El estadístico a utilizar corresponde a una distribución Chi-cuadrado con 1 grado de libertad.

$$L = -2Ln[(1 - a)^{n-x} a^x] + 2Ln\left[\left(1 - \frac{x}{n}\right)^n \left(\frac{x}{n}\right)^x\right]$$

Donde  $a$  es el nivel de significancia,  $n$  es el tamaño de la muestra,  $x$  es el número de excepciones realizada

- **Toma de decisiones:** Se procederá a calcular el estadístico de prueba, se comparará con el valor crítico y se tomará la decisión de aceptar o rechazar la Hipótesis nula.



**Figura N°5:** Campana de Gaus con simetría negativa  
Elaboración: Propia

A continuación, se presentan los resultados de esta prueba aplicada a las tres metodologías para testear el criterio de nivel de cobertura:

**Tabla N°10**

**Resultados de la aplicación de la prueba chi-cuadrado a cada metodología de estimación del Value at Risk**

	<b>Bootstrapping</b>	<b>Simulación de montecarlos</b>	<b>Simulación histórica</b>
<b>Valor Chi Cuadrado de la muestra</b>	-4.692	9.060	81.237
<b>Valor Chi-Cuadrado estadístico</b>	-3.841	-3.841	-3.841
<b>Resultado</b>	Se rechaza Ho	Se acepta Ho	Se acepta Ho

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Microsoft Excel 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Tal y como se muestra en el gráfico anterior, el estadístico derivado del método de bootstrapping rechaza la Ho; es decir, dicha metodología posee un nivel de cobertura adecuado; es decir, el número de excepciones está dentro de lo normal. Sin embargo, las metodologías de Montecarlos y Simulación Histórica no poseerían un nivel de cobertura adecuado.

Por otro lado, con la finalidad de testear la independencia de aquellos valores, se realizará el siguiente test:

- **Hipótesis:**

“Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk son totalmente independientes”

**Contraste:**

- **Formulación de hipótesis nula (Ho):** “Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk son dependientes”
- **Formulación la hipótesis alterna (Ha):** “Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk son totalmente independientes.”
- **Nivel de significación ( $\alpha$ ):** 5%
- **Calculo del estadístico:** El estadístico a utilizar corresponde a una distribución Chi-cuadrado con n grados de libertad.

$$L = -2Ln[(1 - \Pi_2)^{n_{00}+n_{11}}] + 2Ln[(1 - \Pi_{01})^{n_{00}}\Pi_{01}^{n_{01}}(1 - \Pi_{11})^{n_{10}}\Pi_{11}^{n_{11}}]$$

Donde  $n_{ij}$  es el número de veces en que el estado i-esimo es seguido del estado j-esimo, siendo cero el estado en el cual el rendimiento es menor al valor del Value at Risk estimado y de 1 cuando el rendimiento es mayor al Value at Risk estimado. Asimismo, los valores de  $\Pi$  están determinados de la siguiente manera:

$$\Pi_{01} = \frac{n_{01}}{n_{00}+n_{01}}, \Pi_{11} = \frac{n_{11}}{n_{10}+n_{11}}, \Pi_{10} = \frac{n_{01}+n_{11}}{n_{00}+n_{10}+n_{01}+n_{11}}; \Pi_2 = \frac{n_{001}+n_{11}}{n_{00}+n_{10}+n_{01}+n_{11}}$$

- **Toma de decisiones:** Se procederá a calcular el estadístico de prueba, se comparará con el valor crítico y se tomará la decisión de aceptar o rechazar la Hipótesis nula.

### **Análisis del nivel de independencia**

El procedimiento a seguir para este análisis es el siguiente:

- **Hipótesis:**

“Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk son totalmente independientes”

### **Contraste:**

- **Formulación de hipótesis nula (Ho):** “Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk son dependientes ”
- **Formulación la hipótesis alterna (Ha):** “Las observaciones de la muestra que presenta un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk son totalmente independientes.”
- **Nivel de significación (α):** 5%
- **Calculo del estadístico:** El estadístico a utilizar corresponde a una distribución Chi-cuadrado con n grados de libertad.

$$L = -2Ln[(1 - \Pi_2)^{n_{00}+n_{11}}] + 2Ln[(1 - \Pi_{01})^{n_{00}}\Pi_{01}^{n_{01}}(1 - \Pi_{11})^{n_{10}}\Pi_{11}^{n_{11}}]$$

Donde  $n_{ij}$  es el número de veces en que el estado  $i$ -ésimo es seguido del estado  $j$ -ésimo, siendo cero el estado en el cual el rendimiento es menor al valor del Value at Risk estimado y de 1 cuando el rendimiento es mayor al Value at Risk estimado. Asimismo, los valores de  $\Pi$  están determinados de la siguiente manera:

$$\Pi_{01} = \frac{n_{01}}{n_{00}+n_{01}}, \Pi_{11} = \frac{n_{11}}{n_{10}+n_{11}}, \Pi_{10} = \frac{n_{01}+n_{11}}{n_{00}+n_{10}+n_{01}+n_{11}}; \Pi_2 = \frac{n_{001}+n_{11}}{n_{00}+n_{10}+n_{01}+n_{11}}$$

- **Toma de decisiones:** Se procederá a calcular el estadístico de prueba, se comparará con el valor crítico y se tomará la decisión de aceptar o rechazar la Hipótesis nula tal y como se muestra en la **Figura N°5**.

A continuación, se presentan los resultados de esta prueba aplicada a las tres metodologías para testear el criterio de nivel de cobertura:

**Tabla N°11**

**Resultados de la aplicación de la prueba chi-cuadrado a cada metodología de estimación del Value at Risk**

	<b>Bootstrapping</b>	<b>Simulación de montecarlos</b>	<b>Simulación historica</b>
<b>Valor Chi Cuadrado de la muestra</b>	-3,584.851	-498.723	-202.788
<b>Valor Chi-Cuadrado estadístico</b>	-2,450.579	-2,450.579	-2,450.579
<b>Resultado</b>	Se rechaza Ho	Se acepta Ho	Se acepta Ho

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Microsoft Excel 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Tal y como se muestra en el gráfico anterior, el estadístico derivado del método de bootstrapping rechaza la Ho; es decir, las observaciones de la muestra que presenta

un nivel de pérdida mayor a aquel predicho por el Value at Risk obtenido por este método son totalmente independientes lo que garantiza un nivel de independencia adecuada. Sin embargo, las metodologías de Montecarlos y Simulación Histórica no poseerían ese nivel de independencia requerido.

#### 4.2 Resultados de la estimación del mejor modelo predictor de la serie de retornos

Con la finalidad de encontrar el mejor modelo que explique la trayectoria de la serie de retornos del índice minero de la BVL durante el periodo mencionado anteriormente, es necesario realizar una prueba de estabilidad a la serie de rendimiento mediante el Test de Dickey y Fuller Aumentado. En la **Tabla N°12** se muestran los resultados de esta prueba que indica con un 95% de confianza se rechaza la hipótesis nula de que esta serie no es estacionaria y; por lo tanto, es posible modelar la media de esta serie con los modelos ARMA (p, q).

**Tabla N° 12**

**Test de Dicker and Fuller a la serie de rendimientos del índice SP/BVL durante el periodo 2008- 2017**

Null Hypothesis: SP_BVL has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=26)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-35.60244	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.961975	
5% level	-3.411733	
10% level	-3.127748	

\*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Según Box & Jenkins (1973), los criterios de selección de Akaike y Scharwz determinaran el orden del orden del modelo ARMA (p, q) debiendo elegirse los modelo con menores valores en estos criterios.

En este análisis solo se tomarán en cuenta aquellos modelos que no incluyen la constante de regresión pues esta no es significativa como se muestra en la **Tabla N° 13**.

**Tabla N° 13**  
**Regresión del modelo AR (1) con constante**

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.75E-05	0.000413	0.066703	0.9468
AR(1)	0.045066	0.019976	2.256053	0.0242
R-squared	0.002030	Mean dependent var		2.78E-05
Adjusted R-squared	0.001631	S.D. dependent var		0.019747
S.E. of regression	0.019730	Akaike info criterion		-5.012509
Sum squared resid	0.974005	Schwarz criterion		-5.007855
Log likelihood	6277.661	Hannan-Quinn criter.		-5.010819
F-statistic	5.089775	Durbin-Watson stat		1.993940
Prob(F-statistic)	0.024153			
Inverted AR Roots	.05			

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Los valores de los Criterios de Akaike y Scharwz se presentan en la **Tabla N° 14** y **Tabla N°15**. Se observa que los valores más bajos de los p-values según estos criterios corresponden a los modelos MA (3) y ARMA (2,3) respectivamente.

**Tabla N° 14**  
**Valores de Akaike de los modelos estimados**

		Orden del componente de medias móviles (MA)			
		0	1	2	3
Orden del componente autorregresivo (AR)	0	n. d.	-4.97151	-4.97439	-4.97366
	1	<b>-4.97085</b>	-4.97251	-4.97323	-4.97823
	2	-4.97409	-4.97327	-4.97629	-4.97545
	3	-4.97569	-4.97671	-4.97586	-5.01629

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

**Tabla N° 15**  
**Valores de Scharwz de los modelos estimados**

		Orden del componente de medias móviles (MA)			
		0	1	2	3
Orden del componente autorregresivo (AR)	0	n. d.	-4.96904	-4.96947	-4.96627
	1	-4.96839	-4.96758	-4.96584	-4.96837
	2	-4.96916	-4.96587	-4.96643	<b>-4.96313</b>
	3	-4.96829	-4.96685	-4.96353	-5.0015

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Sin embargo, los coeficientes de los términos auto regresivos de orden 2 y de medias móviles de orden 2 no son significativos. Lo expresado anteriormente se muestra en la **Tabla N° 16**.

**Tabla N° 16**  
**Valores de p-value de los modelos estimados**

<b>Modelo</b>	<b>b1</b>	<b>b2</b>	<b>b3</b>	<b>c0</b>	<b>c1</b>	<b>c2</b>	<b>c3</b>
<b>ARMA(1,0)</b>	0.0325	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.
<b>ARMA(2,0)</b>	0.0232	0.002	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.
<b>ARMA(3,0)</b>	0.0225	0.0016	0.3155	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.
<b>ARMA(0,1)</b>	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	0.0141	n.d.	n.d.
<b>ARMA(0,2)</b>	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	0.0182	0.0042	n.d.
<b>ARMA(0,3)</b>	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	0.0222	0.0047	0.5783
<b>ARMA(1,1)</b>	0.0464	n.d.	n.d.	n.d.	0.0195	n.d.	n.d.
<b>ARMA(1,2)</b>	0.8503	n.d.	n.d.	n.d.	0.7412	0.0434	n.d.
<b>ARMA(1,3)</b>	0.0000	n.d.	n.d.	n.d.	0.0000	0.0002	0.005
<b>ARMA(2,1)</b>	0.8766	0.0187	n.d.	n.d.	0.7579	n.d.	n.d.
<b>ARMA(2,2)</b>	0.0333	0.0507	n.d.	n.d.	0.0483	0.0207	n.d.
<b>ARMA(2,3)</b>	0.0023	0.5558	n.d.	n.d.	0.0039	0.8468	0.0118
<b>ARMA(3,1)</b>	0.0033	0.0004	0.012	n.d.	0.0063	n.d.	n.d.
<b>ARMA(3,2)</b>	0.0348	0.6425	0.0269	n.d.	0.0498	0.9339	n.d.
<b>ARMA(3,3)</b>	0.0224	0	0.0912	n.d.	0.011	0.0000	0.0546

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Por lo tanto, el modelo elegido para la media de los retornos es un AR (1), como se define a continuación:

$$r_t = 0.033r_{t-1} + a_t$$

Para el modelamiento de la varianza de los retornos de la variable estudiada, se utilizará modelos EGARCH porque los retornos financieros tienen problemas de asimetría y apalancamiento.

La **Tabla N° 17** muestra los resultados de la regresión del modelo EGARCH (1,1) y se puede apreciar que este modelo cumple con las condiciones necesarias. Por lo tanto, este será el modelo que se utilizará para modelar la varianza.

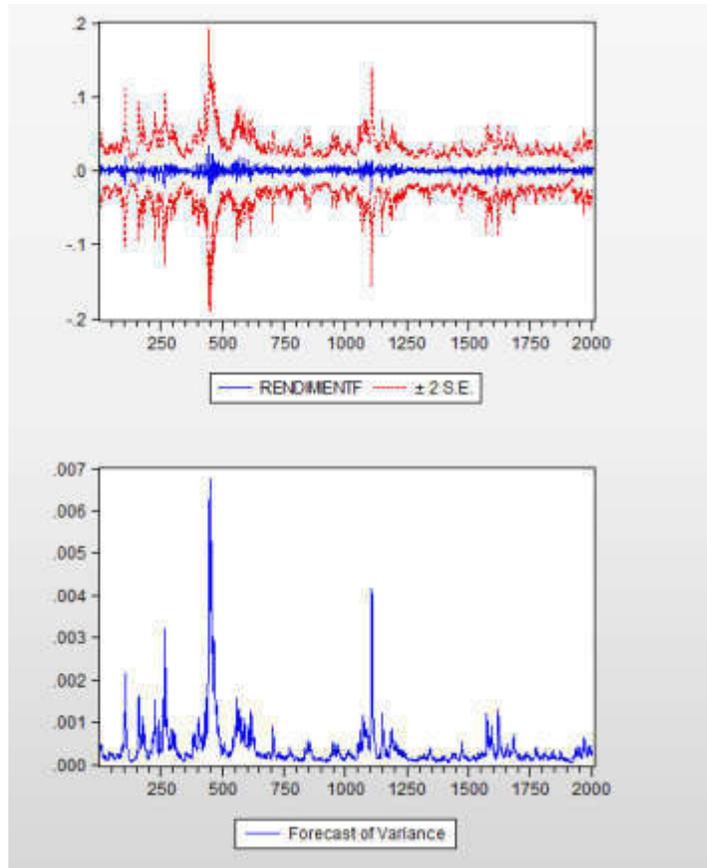
**Tabla N° 17**  
**Regresión del modelo EGARCH (1,1)**

Dependent Variable: RENDIMIENTO  
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution  
Date: 10/04/16 Time: 19:34  
Sample (adjusted): 2 2004  
Included observations: 2003 after adjustments  
Convergence achieved after 13 iterations  
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  
LOG(GARCH) = C(2) + C(3)\*ABS(RESID(-1))/@SQRT(GARCH(-1))) + C(4)  
\*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(5)\*LOG(GARCH(-1))

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.220241	0.022471	9.801239	0.0000
Variance Equation				
C(2)	-0.631076	0.072654	-8.686022	0.0000
C(3)	0.312995	0.026667	11.73736	0.0000
C(4)	-0.092137	0.012948	-7.116076	0.0000
C(5)	0.952825	0.007263	131.1902	0.0000
R-squared	0.8991111	Mean dependent var	-2.82E-05	
Adjusted R-squared	0.8991111	S.D. dependent var	0.020230	
S.E. of regression	0.020037	Akaike info criterion	-5.431190	
Sum squared resid	0.803791	Schwarz criterion	-5.417204	
Log likelihood	5444.336	Hannan-Quinn criter.	-5.426055	
Durbin-Watson stat	2.123297			
Inverted AR Roots	.22			

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 9 / Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

Por último, la **Figura N°6** presenta los resultados de estimación y los datos de la muestra y se observa que efectivamente este modelo ayuda a explicar y predecir esta serie de rendimientos.



**Figura N°6:** Resultados de estimación y proyección del modelo AR (1)-EGARCH (1,1)

Elaboración: Propia mediante el uso del programa estadístico Eviews 9 /  
Fuente: Información extraída del portal S&P Dow Jones Índices

## CAPITULO V: DISCUSION

Los resultados de esta investigación arrojan que la mejor metodología para estimar el riesgo bursátil del Rendimiento del Índice S&P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo 2008-2017 es el método de Bootstrapping y el mejor modelo de estimación es el AR (1)-ARCH (1,1). Al respecto, investigaciones similares como la de Zevallos (2008) muestran resultados parecidos a los obtenidos en el presente trabajo ya que, aunque la variable de estudio es diferente (Índice Bursátil de la BVL), este índice está compuesto en un 60% por acciones mineras; por lo que se esperaría que los resultados sean similares.

Además, Alonso y Chaves (2013) realizaron estudios aplicados a Bolsas de Valores y también encontraron, utilizando las pruebas de Kupiec y Christoffersen, que los métodos de Bootstrapping y simulación histórica fueron los más adecuados para modelar el riesgo bursátil.

En cuanto a las limitaciones del presente estudio, se puede señalar que los tipos de metodologías que fueron empleadas para evaluar el Value at Risk podrían no considerarse como las más adecuadas debido a ciertas desventajas que poseen en comparación con otros métodos más avanzados, pero que por falta de herramientas estadísticas de acceso público, no pudieron utilizarse en este trabajo.

Además de esta limitación observada, también se debe señalar la importancia de ampliar el estudio incorporando Índices bursátiles mineros de algunos países de la región y realizar comparaciones de riesgo bursátil entre estos países utilizando modelos de Media (Vectores Autoregresivos) y Varianza (BEEK) Multivariada.

De todos modos, y a pesar de las limitaciones presentadas se espera que esta investigación colabore en la validación de esta tipología y de pie a futuros estudios en esta área que permita ayudar a la toma de decisiones de inversionistas en la región de Latinoamérica.

## CONCLUSIONES:

Entre las principales conclusiones del presente trabajo, se encuentran:

- Durante los últimos años, la gestión de riesgos ha adquirido gran importancia debido al contexto de incertidumbre que presentan algunas economías; es por ello, que el Value at Risk se ha convertido en el método por excelencia para cuantificar el riesgo.
- El caso del mercado bursátil minero peruano ha suscitado la atención de muchos investigadores en su intento de realizar aportes para reducir la incertidumbre e incentivar inversiones en este sector.
- La variable “Rendimiento del índice S&P/BVL Mining Índice de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo 2008-2017” es sumamente volátil, asimétrica negativamente y con una distribución leptocúrtica.
- Los resultados de la investigación muestran que el mejor modelo de estimación y proyección de esta variable (Retornos de Índice Bursátil minero durante el periodo 2007-2014), fue el modelo AR (1)-EGARCH(1,1).
- El valor del Value at Risk según las metodologías de Simulación de Montecarlos, Simulación Histórica y el método de bootstrapping es del 3.33822%, 4.5851% y 3.160% respectivamente.
- Por otro lado, el mejor método para modelar el Value at Risk de esta variable es el método de Bootstrapping que fue elegido utilizando el método de Backtesting del Value at Risk mediante la Prueba de Kupiec y Prueba de Christoffersen). Estos resultados se pueden ver explicados porque el método

de Bootstrapping es mucho más moderno y preciso en relación con otras metodologías estudiadas.

## RECOMENDACIONES:

Las principales recomendaciones que brindan a raíz de los resultados obtenidos del presente trabajo son:

- Se insta a los inversionistas a utilizar con mayor frecuencia los diversos métodos de estimación del riesgo financiero bursátil para tomar mejores decisiones al momento de elegir el activo financiero sobre el que quieren invertir. En específico, deberían considerar la metodología de Bootstrapping pues, tal y como se ha demostrado en este trabajo, posee un mayor nivel de cobertura e independencia que los demás métodos.
- Asimismo, al momento de estimar futuros retornos de los precios de las acciones mineras, los inversionistas y público en general puede considerar utilizar el modelo AR (1) para modelar la media de esta serie y E-GARCH (1,1) para modelar la varianza de esta serie y ser más precisos en sus proyecciones y tomar mejores decisiones.
- Por otro lado, las instituciones públicas y reguladores podrían utilizar estas metodologías para brindar políticas y lineamientos de control de riesgo en este mercado bursátil que es altamente volátil y garantizar un menor nivel de pérdida a los inversionistas.
- Se podrían realizar más trabajos de investigación enfocados en este tema analizando otros rubros además del minero tales como consumo, bancario, entre otros; así como analizar otros mercados latinoamericanos con la finalidad de generar una cartera óptima de inversión que sea atractiva para inversionistas y público en general.

## FUENTES DE INFORMACIÓN

### 5.1. Fuentes bibliográficas

1. Box, G. y Jenkins, G. (1973). *Some comments on a paper by Chatfield and Prothero and on a review by Kendall*. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 136(3), 337-352.
2. Hernandez,R., Fernandez,C. y Baptista,P. (2010). Metodología de investigación. Mexico. Mc Graw Hill.
3. Miguel,J. y Olave,P. (2000). Prediction in ARCH-M models: Bootstrap versus Parametric methods. Proceedings of the 15<sup>th</sup> international Workshop on Statistical Modelling.
4. Nieppola,O. (2009). Backtesting Value-at-Risk Models. Finlandia. Helsinki School of economics.

### 5.2. Fuentes electrónicas

1. Alonso,J. y Chaves, J.(2013). Value-at-Risk: evaluation of the behavior of different methodologies for 5 Latin American countries. Centro de Investigacion de economía y Finanzas de Colombia. Extraído de: [http://www.icesi.edu.co/revistas/index.php/estudios\\_gerenciales/article/view/1597/HTML](http://www.icesi.edu.co/revistas/index.php/estudios_gerenciales/article/view/1597/HTML)
2. Comité de Basilea sobre Supervisión bancaria (1998). “*Mejorando la transparencia bancaria*”. Extraído de: [https://www.sib.gob.gt/c/document\\_library/get\\_file?folderId=18198&name=DLFE-900.pdf](https://www.sib.gob.gt/c/document_library/get_file?folderId=18198&name=DLFE-900.pdf)
3. Comité de Basilea sobre Supervisión bancaria (2009). *Revisions to the Basel II market risk framework*. Bank for International Settlement. Extraído de: <http://www.bis.org/publ/bcbs158.pdf>
4. Bank for international Settlements (2009). Enhancements to the Basel II framework. Extraído de: <https://www.bis.org/publ/bcbs157.pdf>.
5. Banco Central de Reserva del Perú (2016) Reporte de Inflación de Julio del 2016. Extraído el 03 de octubre del 2016 de: <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Inflacion/2016/junio/reporte-de-inflacion-junio-2016.pdf>

6. Banco Central de Reserva del Perú (2016) Reporte de Estabilidad financiera de Mayo del 2016. Extraído el 03 de octubre del 2016 de: <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Inflacion/2016/junio/reporte-de-inflacion-junio-2016.pdf>
7. Bolsa de Valores de Lima (2015). Memoria Anual. Extraído de: <http://memoriabvl.pe/capitulos/entorno-economico>
8. Bolsa de Valores de Lima: <http://www.bvl.com.pe/estadist/indicesectorial.html>
9. Bolsa de Valores de Lima. (2016). Informe bursátil. Extraído de: [https://www.bvl.com.pe/pubdif/infmen/M2016\\_12.pdf](https://www.bvl.com.pe/pubdif/infmen/M2016_12.pdf).
10. Kasman, A.(2009). Estimating Value-at-risk for the Turkish Stock Index Futures in the Presence of Long Memory Volatility. Extraído de: <https://ideas.repec.org/a/tcb/cebare/v9y2009i1p1-14.html>.
11. Monsegny, M. y Cepeda, E. (2008). *Modelos ARCH, GARCH y EGARCH: Aplicaciones a series financieras*. Universidad Nacional de Colombia. Extraído de: <https://revistas.unal.edu.co/index.php/ceconomia/article/view/1460>
12. Rodríguez-Aragón, L. (2011). Simulación, Método de Montecarlo. Extraído de: [https://www.uclm.es/profesorado/licesio/Docencia/mcoi/Tema4\\_guion.pdf](https://www.uclm.es/profesorado/licesio/Docencia/mcoi/Tema4_guion.pdf)
13. Van de Goorbergh, R. y Vlaar, P.(1999). Value at Risk of Stock Returns Historical Simulation Variance Techniques or Tail Index Estimation. Extraído de: <https://ideas.repec.org/p/dnb/staffs/40.html>.
14. Zevallos, M.(2008). *Estimación del riesgo bursátil peruano*. Economía Vol. XXXI(62),109-126. Stern School of Business(s.f) Value at Risk. Extraído de: <Http://people.stern.nyu.edu/adamodar/pdfiles/papers/VAR.pdf>

## ANEXOS

### ANEXO N ° 1 - MATRIZ DE CONSISTENCIA

**Título: BOOTSTRAPPING COMO METODOLOGÍA PARA LA ESTIMACIÓN DEL RIESGO BURSÁTIL DEL RENDIMIENTO DEL ÍNDICE S&P/BVL MINING INDEX DE LA BOLSA DE VALORES DE LIMA PARA EL PERIODO 2008-2017**

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES	METODOLOGÍA
<p><b>1.-Problema General</b></p> <p>¿Cuál es el método de estimación del riesgo bursátil más preciso para medir el riesgo de inversión del mercado bursátil del Índice S&amp;P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima durante el periodo 2008-2017?</p> <p><b>2.-Problemas Específicos</b></p> <p>¿Cuáles son los mejores modelos predictores de la serie de retornos para la media y la varianza del rendimiento del índice S&amp;P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima durante el periodo 2008-2017?</p>	<p><b>1.-Objetivo General</b></p> <p>Determinar la mejor metodología para estimar el Value at Risk del rendimiento del índice S&amp;P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima a través de la metodología de Value at Risk del Índice.</p> <p><b>2.-Objetivo Específico</b></p> <p>Estimar los mejores modelos predictores de la serie de retornos para la media y la varianza del rendimiento sobre del precio del índice S&amp;P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima durante el periodo 2008-2017.</p>	<p><b>1.-Hipótesis General</b></p> <p>El método de Bootstrapping es el más adecuado para estimar el riesgo bursátil del índice S&amp;P/BVL Minig Index de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo 2008 - 2017.</p> <p><b>2.-Hipótesis Específica</b></p> <p>Los mejores modelos predictores de la serie de rendimientos del índice S&amp;P/BVL Mining Index de la Bolsa de Valores de Lima en el periodo 2008 - 2017 para la media de la serie es AR(1) y para la varianza de la serie es ARCH(1,1) elegidos a través de la metodología de Box Jekins.</p>	<p>Variable única:</p> <p>Rendimiento diario del Índice S&amp;P/BVL Minig Index de la Bolsa de Valores de Lima durante el periodo comprendido entre el 01 de septiembre del 2008 y 29 de diciembre del 2017.</p>	<p><b>1. Diseño Metodológico</b></p> <p>No experimental: Cuantitativo</p> <p><b>2. Tipo: Investigación Aplicada</b></p> <p><b>3.-Nivel:</b> Comparativo</p> <p><b>4.-Procedimiento de contratación de hipótesis:</b> Distribución T-student y Chi Cuadrada.</p> <p><b>5.-Población</b></p> <p>Comprende información sobre el rendimiento diario del índice S&amp;P/BVL Index de la Bolsa de Valores de Lima.</p> <p><b>6.- Muestra</b></p> <p>Rendimientos diarios sobre precios diarios del índice S&amp;P/BVL Index de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo entre el 01 de septiembre del 2008 al 29 de diciembre del 2017.</p> <p><b>7. Técnicas de recolección de datos</b></p> <p>La base de datos a usar es pública y se encuentra en el portal S&amp;P Dow Jones Index.</p> <p><b>8.-Técnicas para el procesamiento y análisis de la información :</b> Eviews 8 y Microsoft Excel 2010</p>

**ANEXO N°2: RENDIMIENTO DIARIO DEL ÍNDICE SP/IBVL MINING INDEX DE LA BVL (SEPTIEMBRE 2008-DICIEMBRE 2017)**

Remitirse a la siguiente ruta:

*[https://drive.google.com/open?id=1bNp3AcbMjrR89P6aFa2NmCIV11M\\_d1tw](https://drive.google.com/open?id=1bNp3AcbMjrR89P6aFa2NmCIV11M_d1tw)*

**ANEXO N°3: RENDIMIENTO DIARIO DEL ÍNDICE SP/IBVL MINING INDEX DE LA BVL (SEPTIEMBRE 2008-DICIEMBRE 2017) SEGÚN LA METODOLOGÍA DE SIMULACIÓN HISTÓRICA**

Remitirse a la siguiente ruta:

*<https://drive.google.com/open?id=1wwx1U4XJygSvWFAQE9muqkZ3zj7opiix>*

**ANEXO N°4: RENDIMIENTO DIARIO DEL ÍNDICE SP/IBVL MINING INDEX DE LA BVL (SEPTIEMBRE 2008-DICIEMBRE 2017) SEGÚN LA METODOLOGÍA DE SIMULACIÓN DE MONTECARLOS**

Remitirse a la siguiente ruta:

[https://drive.google.com/open?id=1NncqyVFcwvaZnjGX\\_i3pRoB2ywD-\\_uq8](https://drive.google.com/open?id=1NncqyVFcwvaZnjGX_i3pRoB2ywD-_uq8)

## ANEXO N° 05: PROGRAMACIÓN DE LENGUAJE EN EViews 9

### Códigos utilizados en Eviews 8 para la estimación de VaR con Bootrapping

```
!simulaciones=10000
!tam_muestra=1500
genr_orden_inicial=@trend+1
vector(!simulaciones) var_bootstrap

for !i=1 to !simulaciones
  genr_orden_aleatorio=nrnd
  sort_orden_aleatorio
  smpl 1 !tam_muestra
  var_bootstrap(!i)=@quantile(rendimientos,0.05)
  smpl @all
  sort_orden_inicial
  d_orden_aleatorio
  next !i

d_*
var_bootstrap.stats
```

Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL

Elaboracion: propia

**ANEXO N° 06: TABLA T-STUDENT CON N GRADOS DE LIBERTAD**

$n \setminus \alpha$	0,30	0,25	0,20	0,10	0,05	0,025	0,01	0,005	0,0025	0,001	0,0005
1	0,7265	1,0000	1,3764	3,0777	6,3137	12,7062	31,8210	63,6559	127,3213	318,3088	636,6192
2	0,6172	0,8165	1,0607	1,8856	2,9200	4,3027	6,9645	9,9250	14,0890	22,3271	31,5991
3	0,5844	0,7649	0,9785	1,6377	2,3534	3,1824	4,5407	5,8408	7,4533	10,2145	12,9240
4	0,5686	0,7407	0,9410	1,5332	2,1318	2,7765	3,7469	4,6041	5,5976	7,1732	8,6103
5	0,5594	0,7267	0,9195	1,4759	2,0150	2,5706	3,3649	4,0321	4,7733	5,8934	6,8688
6	0,5534	0,7176	0,9057	1,4398	1,9432	2,4469	3,1427	3,7074	4,3168	5,2076	5,9588
7	0,5491	0,7111	0,8960	1,4149	1,8946	2,3646	2,9979	3,4995	4,0293	4,7853	5,4079
8	0,5459	0,7064	0,8889	1,3968	1,8595	2,3060	2,8965	3,3554	3,8325	4,5008	5,0413
9	0,5435	0,7027	0,8834	1,3830	1,8331	2,2622	2,8214	3,2498	3,6897	4,2968	4,7809
10	0,5415	0,6998	0,8791	1,3722	1,8125	2,2281	2,7638	3,1693	3,5814	4,1437	4,5869
11	0,5399	0,6974	0,8755	1,3634	1,7959	2,2010	2,7181	3,1058	3,4966	4,0247	4,4370
12	0,5386	0,6955	0,8726	1,3562	1,7823	2,1788	2,6810	3,0545	3,4284	3,9296	4,3178
13	0,5375	0,6938	0,8702	1,3502	1,7709	2,1604	2,6503	3,0123	3,3725	3,8520	4,2208
14	0,5366	0,6924	0,8681	1,3450	1,7613	2,1448	2,6245	2,9768	3,3257	3,7874	4,1405
15	0,5357	0,6912	0,8662	1,3406	1,7531	2,1315	2,6025	2,9467	3,2860	3,7328	4,0728
16	0,5350	0,6901	0,8647	1,3368	1,7459	2,1199	2,5835	2,9208	3,2520	3,6862	4,0150
17	0,5344	0,6892	0,8633	1,3334	1,7396	2,1098	2,5669	2,8962	3,2224	3,6458	3,9651
18	0,5338	0,6884	0,8620	1,3304	1,7341	2,1009	2,5524	2,8784	3,1966	3,6105	3,9216
19	0,5333	0,6876	0,8610	1,3277	1,7291	2,0930	2,5395	2,8609	3,1737	3,5794	3,8834
20	0,5329	0,6870	0,8600	1,3253	1,7247	2,0860	2,5280	2,8453	3,1534	3,5518	3,8495
21	0,5325	0,6864	0,8591	1,3232	1,7207	2,0796	2,5176	2,8314	3,1352	3,5272	3,8193
22	0,5321	0,6858	0,8583	1,3212	1,7171	2,0739	2,5083	2,8188	3,1188	3,5050	3,7921
23	0,5317	0,6853	0,8575	1,3195	1,7139	2,0687	2,4999	2,8073	3,1040	3,4850	3,7676
24	0,5314	0,6848	0,8569	1,3178	1,7109	2,0639	2,4922	2,7970	3,0905	3,4668	3,7454
25	0,5312	0,6844	0,8562	1,3163	1,7081	2,0595	2,4851	2,7874	3,0782	3,4502	3,7251
26	0,5309	0,6840	0,8557	1,3150	1,7056	2,0555	2,4786	2,7787	3,0669	3,4350	3,7066
27	0,5306	0,6837	0,8551	1,3137	1,7033	2,0518	2,4727	2,7707	3,0565	3,4210	3,6896
28	0,5304	0,6834	0,8546	1,3125	1,7011	2,0484	2,4671	2,7633	3,0469	3,4082	3,6739
29	0,5302	0,6830	0,8542	1,3114	1,6991	2,0452	2,4620	2,7564	3,0380	3,3962	3,6594
30	0,5300	0,6828	0,8538	1,3104	1,6973	2,0423	2,4573	2,7500	3,0298	3,3852	3,6460
40	0,5286	0,6807	0,8507	1,3031	1,6839	2,0211	2,4233	2,7045	2,9712	3,3069	3,5510
80	0,5265	0,6776	0,8461	1,2922	1,6641	1,9901	2,3739	2,6387	2,8870	3,1953	3,4163
120	0,5258	0,6765	0,8446	1,2886	1,6576	1,9799	2,3578	2,6174	2,8599	3,1595	3,3735
$\infty$	0,5244	0,6745	0,8416	1,2816	1,6449	1,9600	2,3263	2,5758	2,8070	3,0902	3,2905

Fuente: [www.google.com/T-student%\\_libertad/123465](http://www.google.com/T-student%_libertad/123465)

## ANEXO N° 07: TABLA CHI CUADRADO CON N GRADOS DE LIBERTAD

**TABLA 3-Distribución Chi Cuadrado  $\chi^2$**

P = Probabilidad de encontrar un valor mayor o igual que el chi cuadrado tabulado, v = Grados de Libertad

v/p	0,001	0,0025	0,005	0,01	0,025	0,05	0,1	0,15	0,2	0,25	0,3	0,35	0,4	0,45	0,5
1	10,8274	9,1404	7,8794	6,6349	5,0239	3,8415	2,7055	2,0722	1,6424	1,3233	1,0742	0,8735	0,7083	0,5707	0,4549
2	13,8159	11,9827	10,5965	9,2104	7,3778	5,9915	4,6052	3,7942	3,2189	2,7726	2,4079	2,0996	1,8326	1,5970	1,3863
3	16,2660	14,3202	12,8381	11,3449	9,3484	7,8147	6,2514	5,3170	4,6416	4,083	3,6649	3,2831	2,9462	2,6430	2,3660
4	18,4662	16,4238	14,8602	13,2767	11,1433	9,4877	7,7794	6,7449	5,9886	5,3853	4,8784	4,4377	4,0446	3,6871	3,3567
5	20,5147	18,3854	16,7496	15,0863	12,8325	11,0705	9,2363	8,1152	7,2893	6,6257	6,0644	5,5731	5,1319	4,7278	4,3515
6	22,4575	20,2491	18,5475	16,8119	14,4494	12,5916	10,6446	9,4461	8,5581	7,8408	7,2311	6,6948	6,2108	5,7652	5,3481
7	24,3213	22,0402	20,2777	18,4753	16,0128	14,0671	12,0170	10,7479	9,8032	9,0371	8,3834	7,8061	7,2832	6,8001	6,3458
8	26,1239	23,7742	21,9549	20,0902	17,5345	15,5073	13,3616	12,0271	11,0301	10,2189	9,5245	8,9094	8,3505	7,8325	7,3441
9	27,8767	25,4625	23,5893	21,6660	19,0228	16,9190	14,6837	13,2889	12,2421	11,3887	10,6564	10,0060	9,4136	8,8632	8,3428
10	29,5879	27,1119	25,1881	23,2093	20,4832	18,3070	15,9872	14,5339	13,4420	12,5489	11,7807	11,0971	10,4732	9,8922	9,3418
11	31,2635	28,7291	26,7569	24,7250	21,9200	19,6752	17,2750	15,7671	14,6314	13,7007	12,8987	12,1836	11,5298	10,9199	10,3410
12	32,9092	30,3182	28,2997	26,2470	23,3367	21,0261	18,5493	16,9893	15,8120	14,8454	14,0111	13,2661	12,5838	11,9463	11,3403
13	34,5274	31,8830	29,8193	27,6882	24,7356	22,3620	19,8119	18,2020	16,9848	15,9839	15,1187	14,3451	13,6356	12,9717	12,3398
14	36,1239	33,4262	31,3194	29,1412	26,1189	23,6848	21,0641	19,4862	18,1508	17,1169	16,2221	15,4209	14,6853	13,9961	13,3393
15	37,6978	34,9494	32,8015	30,5780	27,4884	24,9958	22,3071	20,6030	19,3107	18,2451	17,3217	16,4940	15,7332	15,0197	14,3869
16	39,2518	36,4555	34,2671	31,9999	28,8453	26,2962	23,5418	21,7931	20,4651	19,3689	18,4179	17,5646	16,7795	16,0425	15,3385
17	40,7911	37,9462	35,7184	33,4087	30,1910	27,5871	24,7690	22,9770	21,6146	20,4887	19,5110	18,6330	17,8244	17,0646	16,3382
18	42,3119	39,4220	37,1564	34,8052	31,5264	28,8693	25,9894	24,1555	22,7595	21,6049	20,6014	19,6993	18,8679	18,0860	17,3379
19	43,8194	40,8847	38,5821	36,1908	32,8523	30,1435	27,2036	25,3289	23,9004	22,7178	21,6891	20,7638	19,9102	19,1069	18,3376
20	45,3142	42,3358	39,9969	37,5663	34,1696	31,4104	28,4120	26,4976	25,0375	23,8277	22,7745	21,8265	20,9514	20,1272	19,3374
21	46,7963	43,7749	41,4009	38,9322	35,4789	32,6706	29,6151	27,6620	26,1711	24,9348	23,8578	22,8876	21,9915	21,1470	20,3372
22	48,2676	45,2041	42,7957	40,2894	36,7807	33,9245	30,8133	28,8224	27,3015	26,0393	24,9390	23,9473	23,0307	22,1663	21,3370
23	49,7276	46,6231	44,1814	41,6383	38,0756	35,1725	32,0069	29,9792	28,4288	27,1413	26,0184	25,0055	24,0689	23,1852	22,3369
24	51,1790	48,0336	45,5584	42,9798	39,3641	36,4150	33,1962	31,1325	29,5533	28,2412	27,0960	26,0625	25,1064	24,2037	23,3367
25	52,6187	49,4351	46,9280	44,3140	40,6465	37,6525	34,3816	32,2825	30,6752	29,3388	28,1719	27,1183	26,1430	25,2218	24,3366
26	54,0511	50,8291	48,2898	45,6416	41,9231	38,8851	35,5632	33,4295	31,7946	30,4346	29,2463	28,1730	27,1789	26,2395	25,3365
27	55,4751	52,2152	49,6450	46,9628	43,1945	40,1133	36,7412	34,5736	32,9117	31,5284	30,3193	29,2266	28,2141	27,2569	26,3363
28	56,8918	53,5939	50,9936	48,2782	44,4608	41,3372	37,9159	35,7150	34,0266	32,6205	31,3909	30,2791	29,2486	28,2740	27,3362
29	58,3006	54,9662	52,3355	49,5878	45,7223	42,5569	39,0875	36,8538	35,1394	33,7109	32,4612	31,3308	30,2825	29,2908	28,3361

Fuente: [www.google.com/Chi-cuadrado](http://www.google.com/Chi-cuadrado)