



MEMORIA DE TÍTULO PARA OPTAR AL TÍTULO DE  
INGENIERO COMERCIAL

Modelo predictivo para variaciones del precio del  
cobre. Optimización de ARIMA utilizando fuerza  
bruta operacional.

*Autores:* Paulo Venegas Guajardo  
Catalina Viveros Navarrete  
*Profesor Guía:* Luis Améstica Rivas  
*Profesor Co – Guía:* Antonino Parisi Fernández

Chillán, 2018

## ***Agradecimientos***

Gracias a mis padres por ser los principales participes en todos los procesos de mi vida, que de no ser por ellos no sería quien hoy soy, muchos de mis logros se los debo a ustedes entre los que se incluye este. Agradecer de igual manera a mi hermana, abuelas y mis dos mascotas Bobby y Maru, que siempre han estado para entregarme todo el cariño del mundo. Gracias a Alison por quererme incondicionalmente y ser un pilar fundamental en este proceso. De igual manera quiero agradecer a Osiel, Marcelo y Rodrigo que son los verdaderos amigos que me ha dejado la vida y están ahí en todo momento. También a Nicole, darle las gracias por todo el cariño y apoyo. Destacar a algunos profesores de mi colegio que sin su sabiduría no estaría en esta instancia. Gracias.

*Paulo Venegas Guajardo*

Si hoy he logrado llegar hasta este es punto es principalmente gracias a mi familia que siempre confió en mí y me impulsaron a seguir estudiando, a mis amigos que fueron un apoyo constante en los momentos más complejos y siempre tenían una palabra de aliento, también quiero agradecer a todos mis seres queridos, desde los más pequeñitos que sin saberlo aliviaban mis momentos de estrés con sus pequeños abrazos y travesuras, hasta los más adultos que me guiaban con su sabiduría y experiencia. Pero en especial énfasis quiero agradecer a mi abuela materna que estuvo apoyándome durante todo este proceso y a mi madre, quien me enseñó a nunca rendirme y a luchar por mis objetivos.

*Catalina Viveros Navarrete*

Para finalizar, en conjunto, queremos agradecer a todos los docentes que fueron parte de nuestra formación profesional, como lo fue el profesor Edinson Cornejo quien nos brindó su ayuda desde los inicios de nuestra carrera universitaria, junto con esto, queremos agradecer especialmente a nuestro profesor guía Luis Améstica por confiar en nuestras capacidades y quien estuvo presente siempre que se le necesitó, también queremos agradecer a la señora Claudia que nunca tuvo problema alguno con recibirnos en las instalaciones en horarios no disponibles para los alumnos y darnos todo su apoyo. Por último, agradecer a la secretaria de la carrera la señorita Luz Eliana Silva quien siempre estuvo brindándonos su apoyo incondicionalmente. Gracias a todos.

## *Resumen*

La predicción de eventos futuros es una de los mayores intereses del ser humano, más aun cuando se pueden obtener beneficios económicos a través de los resultados de esta, debido a esto la ciencia en el área de las finanzas con el pasar de años ha desarrollado una gran variedad de herramientas predictivas, desde modelos econométricos simples, a otros con gran complejidad, incluso utilizando modelos que tienen soporte en la inteligencia artificial, los cuales tienen como finalidad anticiparse al mercado. Es en este contexto que se desarrolló la presente investigación, el objetivo fue comprobar si el modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta computacional (Parisi, 2015) tiene la capacidad para lograr un porcentaje de predicción del signo aceptable sobre la variación del precio del cobre.

Esta investigación tiene un enfoque cuantitativo y carácter exploratorio, en donde se utilizaron los precios de cierre diarios del cobre entre el periodo 24 de septiembre del 2013 al 24 de septiembre del 2018, transados en mercados a nivel mundial, estos precios se obtuvieron de la Comisión Chilena del Cobre (Cochilco).

En este caso se buscó comprobar si el modelo utilizado logra una capacidad predictiva mayor o igual al 60%, se obtuvo como principal resultado que el modelo y el valor no son independientes, con esto se concluyó que no es factible construir un modelo predictivo con una predicción superior al 60% para el caso del cobre, donde específicamente se alcanzó un 48% de capacidad de predicción, esto se respaldó a través de la prueba de acierto direccional de Pesaran y Timmermann (1992), la cual resultó ser de un 0,179, lo que deriva en la conclusión de que el modelo no presenta significancia estadística.

De acuerdo a los resultados obtenidos, queda abierta la oportunidad para que se sigan desarrollando investigaciones y modelos para la línea de la predicción del signo de la variación del precio del cobre.

Palabras claves: cobre, commodities, modelos predictivos, ARIMA fuerza bruta.

## Introducción

La incertidumbre que ha existido desde los inicios de los mercados de activos afecta significativamente a inversionistas y tomadores de decisiones. Esta situación hizo necesaria la creación de modelos con capacidad predictiva que permiten disminuir esta incertidumbre y a su vez el riesgo generado en este mercado, además predecir los cambios y tendencias en los precios, permite crear proyecciones para obtener beneficios económicos.

En consecuencia de lo anterior, predecir el comportamiento de la variación del precio de un commodity a través de un modelo, puede disminuir en manera significativa el riesgo y la incertidumbre que genera la volatilidad del metal para los inversionistas, analistas y académicos interesados en el comportamiento de este. Es por esto que, se han creado distintos modelos predictivos que han ido evolucionando a través de los años. Estudios anteriores han sido aplicados a las finanzas y en especial, a los commodities que se transan en los mercados mundiales, dentro de estas investigaciones podemos destacar autores como Foix, Weber (2007) con su artículo “Pronostico del precio del cobre mediante redes neuronales”, y a Parisi, Améstica y Lobos (2016) con su artículo “Modelos ARIMA para opciones binarias en el índice bursátil NASDAQ. Optimización utilizando fuerza bruta computacional”. En este contexto, es que se optó por utilizar un modelo de regresión lineal (ARIMA) optimizado con fuerza bruta para la predicción del signo de la variación del precio del cobre.

Al usar la palabra modelos predictivos, nos referimos a una representación de la realidad basada en un intento descriptivo de relacionar un conjunto de variables con otro. El análisis predictivo reúne gestión, tecnologías de la información y modelado, orientándose al trabajo con grandes volúmenes de datos y con el objetivo de apoyar a la toma de decisiones. Estos son clave para poder, mediante un esfuerzo analítico, detectar oportunidades de inversión, conocer la previsión de ventas o la cuota de mercado, identificar los segmentos de consumidores más rentables o los mercados de destino con mayor potencial e incluso los precios futuros de activos. Los modelos en su aplicación a los negocios juegan un papel decisivo a la hora de optimizar la toma de decisiones, minimizar el riesgo y la incertidumbre cuando se da en condiciones dinámicas.

Es por lo anterior que se puede concluir que la relevancia para los analistas de mercado, traders e inversionistas, consiste en el hecho de saber si va aumentar o disminuir, o sea, si existirá una variación en el precio del activo, no necesariamente saber el precio exacto, por el contrario, los esfuerzos se centran en predecir la dirección de los movimientos, para así conocer el signo de la variación del precio.

La investigación se ha estructurado en cinco capítulos, iniciándose con una introducción donde se da a conocer el propósito de esta y sus objetivos, luego, se realiza un estudio del estado del arte, donde se contempla un amplio abanico de modelos predictivos y sus respectivas aplicaciones a lo largo de la historia, también se da a conocer en contexto general del mercado del cobre. Para continuar se explica la metodología aplicada en este estudio y las fuentes de recolección de datos utilizadas, posteriormente en el capítulo IV se exponen los resultados obtenidos y para finalizar se encuentran las conclusiones de la investigación realizada.

## Contenido

<i>Agradecimientos</i> .....	1
Introducción .....	3
Listado de Tablas .....	6
Listado de Figuras .....	6
<b>CAPÍTULO I</b> .....	<b>8</b>
1. Formulación del problema.....	9
1.1 Propósito de la investigación.....	10
1.2 Formulación de objetivos .....	11
1.2.1 Objetivo general.....	11
1.2.2 Objetivos específicos.....	11
<b>CAPÍTULO II</b> .....	<b>12</b>
2. Revisión de literatura y marco teórico conceptual .....	13
2.1 Hipótesis de mercados eficientes .....	17
2.2 Finanzas conductuales.....	20
2.3 Autómatas celulares .....	23
2.7 Técnica Fuerza Bruta .....	31
2.8 Mercado del cobre.....	33
2.8.1 Elementos políticos de Minería en Chile.....	36
2.8.2 Usos del cobre .....	37
2.8.3 Importancia del mercado del cobre para Chile.....	38
<b>CAPÍTULO III</b> .....	<b>40</b>
3 Metodología.....	41
3.1 Tipo de investigación y diseño.....	41
3.2 Población y muestra .....	41
3.3 Fuentes de información .....	41
3.3.1 Fuente primaria: .....	41
3.3.2 Fuente secundaria:.....	42
3.3.3 Recolección de datos.....	42
3.4 Análisis estadístico.....	42
3.4.1 Evaluación de la predicción .....	43
3.4.2. Evaluación estadística .....	44
<b>CAPÍTULO IV</b> .....	<b>47</b>

4	Resultados.....	48
<b>CAPÍTULO V.....</b>		<b>51</b>
5	Conclusiones.....	52
<b>Bibliografía .....</b>		<b>53</b>
<b>Anexos .....</b>		<b>59</b>
ANEXO 1.....		60
Precios históricos del cobre, extraídos desde la página web de Cochilco.....		60
ANEXO 2.....		72
Códigos de programación visual basic para el modelo ARIMA con fuerza bruta. ....		72

## Listado de Tablas

Tabla 1: Niveles de eficiencia de los mercados.....	19
Tabla 2: Reseña histórica de las finanzas conductuales .....	21
Tabla 3: Producción de cobre de mina mundial y chilena.....	39
Tabla 4: Estadísticos descriptivos .....	48
Tabla 5: Resumen de parámetros .....	49
Tabla 6: Resumen prueba DA .....	50

## Listado de Figuras

Figura 1: Producción de cobre en miles de toneladas métricas.....	34
Figura 2: Principales países consumidores de cobre refinado .....	35

## **Acrónimos y abreviaturas**

AC:	Autómatas celulares
AGs:	Algoritmos genéticos
ARIMA:	Modelo autor regresivo integrado de media móvil
ARMA:	Modelo autor regresivo de media móvil
Cochilco:	Comisión Chilena del Cobre
CODELCO:	Corporación Nacional del Cobre
COMEX	Commodity Exchange
DA:	Prueba de acierto direccional de Pesaran y Timmermann
DJI:	Dow Jones Industry
ENAMI	Empresa Nacional de Minería
FED:	Federal Reserve Board
HME:	Hipótesis de los Mercados Eficientes
IPC:	Índice de precios y Cotizaciones
NASDAQ:	National Association of Securities Dealers Automated Quotation
PIB:	Producto Interno Bruto
PPS:	Porcentaje de predicción de signo
PSO:	particle swarm optimization
S&P 500:	Standard and Poor's 500
S&P:	Standard and Poor's Financial Services
TSE:	Toronto Stock Exchange
TUE:	Teoría de la Utilidad Esperada



# CAPÍTULO I

## 1. Formulación del problema

Hasta el día de hoy nadie puede decir con total certeza que ha encontrado la solución para predecir las situaciones futuras e inciertas. Para reducir esta incertidumbre del mercado existen diferentes modelos de inteligencia artificial que permiten llevar a cabo una predicción confiable, dentro de estos se encuentran el modelo de autómatas celulares por Neuman y Ulam (1940) es un mecanismo artificial que trata de imitar el sistema nervioso de los seres vivos, también encontramos el modelo de algoritmos genéticos por Holland (1970), el cual consiste en una función matemática que simula el proceso evolutivo de las especies, anterior a este modelo se halla el de redes neuronales por McCulloch y Pittis (1943), estos son sistemas de procesamiento que imitan la estructura neuronal del cerebro para tratar de reproducir sus capacidades y por último está el modelo ARIMA por Box y Jenkins (1976) es un modelo econométrico para predecir series de tiempo. Cada de uno de los modelos mencionados tienen un proceso diferente para llevar a cabo la predicción del commodity asignado, siendo el modelo de redes neuronales uno de los más efectivos según investigaciones y estudios anteriores (Velásquez, 2012).

En virtud del objetivo de la investigación utilizó el modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta dado que encuentra la mejor solución a un problema de optimización y simula la inteligencia humana puesto que genera distintitos escenarios en los cuales cada uno de ellos entrega una única solución al problema aplicándolo en el cobre.

Por otra parte, el comportamiento del precio del cobre ha presentado hasta el día de hoy una alta volatilidad la cual afecta directamente a la toma de decisiones asociadas a la compra y venta e inversiones ligadas a este metal. Es por esta razón que surge la siguiente interrogante: “¿Cómo el modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta permite predecir el comportamiento del signo de la variación del precio del cobre?”.

## **1.1 Propósito de la investigación**

La intención de este estudio es desarrollar un modelo ARIMA con una capacidad de predicción del signo (PPS) mayor o igual al 60% sobre la variación del precio del cobre, de esta manera generar una herramienta que sea útil para manejar y disminuir el riesgo y la incertidumbre en la toma de decisiones ligadas a este commodity. Hay que mencionar, además que estos modelos son útiles para predecir los cambios y tendencias en los precios, esto lo han demostrado investigaciones como “Modelos ARIMA para opciones binarias en el índice bursátil Nasdaq. Optimización utilizando fuerza bruta operacional” (Parisi, Améstica y Lobos, 2016), otro rasgo de esto es que permite aprovechar las proyecciones para obtener ganancias, así mismo hacer mayor la probabilidad de rentabilizar inversiones.

El sector de la minería representa para Chile aproximadamente un 9% del Producto Interno Bruto (PIB), siendo el cobre la principal exportación del país dentro de este sector. Por lo tanto, una disminución en el precio del metal genera diferentes secuelas que afectan directamente la estabilidad económica, trayendo consecuencias, tales como: disminución en los ingresos fiscales, desempleo, una disminución del poder adquisitivo de las personas, la capacidad de la Corporación Nacional del Cobre (CODELCO) para cubrir sus altos costos fijos.

Debido a estas consecuencias es que una correcta predicción del comportamiento de la variación del precio de este commodity permitirá tomar medidas para cubrirse ante una eventual caída o aprovechar la oportunidad que significaría un alza del precio del cobre.

## **1.2 Formulación de objetivos**

### **1.2.1 Objetivo general**

Estimar a través de la técnica ARIMA fuerza bruta la variación del precio del signo del commodity cobre en el mercado bursátil mundial, para el periodo 2013-2018.

### **1.2.2 Objetivos específicos**

- Examinar los modelos predictivos de análisis predictivo de precios utilizado en activos, commodities, y especialmente para el metal cobre.
- Caracterizar el mercado y comportamiento del metal cobre desde la perspectiva internacional y nacional.
- Establecer los componentes teóricos del modelo ARIMA y su influencia en el uso de análisis predictivo.
- Aplicar el modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta para la predicción del signo de la variación del precio del cobre en el periodo 2013-2018, testeando su pertinencia como modelo en el precio del cobre.

# CAPÍTULO II

## 2. Revisión de literatura y marco teórico conceptual

En este apartado se contextualizó la importancia de la predicción en los retornos accionarios en las decisiones de los inversionistas, según el trabajo realizado por Barberis (2000) explora como la elección de un inversionista en el largo plazo es afectada por la predictibilidad, además de incluir componentes de incertidumbre como proyecciones de parámetros de riesgo en la elección. La búsqueda de variables que permitan predecir los retornos se remonta a los años veinte, pero si se piensa de forma más general, es intuitivo querer contar con herramientas que permitan disminuir la aleatoriedad en los resultados esperados. Dentro de las herramientas se pueden encontrar diferentes modelos predictivos, como autómatas celulares Neumann y Ulam (1940), algoritmos genéticos Holland (1970), redes neuronales McCulloch y Pitts (1943) y ARIMA Box y Jenkins (1976).

En la actualidad existen muchos estudios que respaldan con evidencia significativa la predictibilidad de los precios de un título accionario lo que confirma que estos no son aleatorios, y, por ende, sí pueden llegar a ser predecibles en algún grado. Estudios como el de Lo y Mackinlay (1988), evidenciaron que a través de la utilización de datos semanales obtenidos de mercados desarrollados tales como Estados Unidos, Japón y Europa Occidental, entre 1962 y 1985, donde estos autores encontraron una correlación serial positiva entre los retornos semanales, es decir que los precios accionarios no siguen un camino aleatorio y los retornos son predecibles en algún grado. Así mismo, Conrad y Kaul (1988), mediante un proceso autorregresivo de primer orden, encontraron evidencia de poder predecir los retornos en el corto plazo usando datos semanales y para el mismo período estudiado por Lo y MacKinlay (1988). En relación a lo anterior, otros estudios como Bondt & Thaler (1985), Fama & French (1988), Poterba & Summers (1988) y Chopra (1992), encontraron una correlación serial negativa en los retornos de los activos individuales y varios portafolios sobre intervalos de tres a diez años.

En el contexto de series de tiempo, pronosticar significa predecir valores futuros de una variable aleatoria basándose en el estudio de la estructura definida por las observaciones pasadas de variables que explican su variación, suponiendo que la estructura del pasado se conserva en el futuro (Pajouh y Danech, 2002). En consecuencia, se supone que las regularidades que puedan contener las series históricas de variaciones de precios e

índices bursátiles son percibidas por los modelos de series de tiempo, de redes neuronales y de algoritmos genéticos. No obstante, el grado de predictibilidad de los rendimientos es por lo general considerado económicamente no significativo, por lo que Hodgson y Nicholls (1991) sugieren evaluar la significancia económica de predecir la dirección de los cambios en los precios de los activos.

Leung, Daouk y Chen (2000) , realizan un estudio comparando la capacidad predictiva de los modelos de clasificación (linear discriminant analysis, logit model, probit model y probabilistic neural network) con los de estimación de nivel (adaptive exponential smoothing, vector autoregression with Kalman filter, multivariate transfer function y multilayered feedforward neural network), concluyendo que los primeros se desempeñan mejor a la hora de utilizarlos para predecir el signo o la dirección de retornos de los índices bursátiles. Lo anteriormente planteado sobre centrar la atención en la predicción es muy relevante para los traders (persona que compra y vende activos financieros en cualquier mercado financiero), ya que apunta a que estos deben centrar sus esfuerzos en predecir con precisión la dirección de los movimientos en vez de minimizar la desviación estándar de las estimaciones de los valores observados, debido a que estas estrategias pueden generar beneficios más altos (Wu y Zhang, 1997), esto también se encuentra apoyado según lo expuesto por O' Connor, Remus y Griggs (1997) quienes afirman que la utilidad será mayor al proyectar la dirección del cambio en el nivel de precios, en vez que el nivel de precios en sí.

Así mismo, Leung, Dauk y Chen a mediados del siglo XXI concluyen que la predicción de los retornos accionarios es un hecho real, haciendo que la pregunta ya no sea si se puede o no predecir los retornos, si no que como se debe usar la información de forma óptima para poder predecirlos.

Por lo que se refiere a la nueva información de mercado, cuyo carácter es aleatorio, haría que el precio de las acciones también lo fuesen; por lo que muchos estudiosos como Burton G. Malkiel en su obra “Un paseo aleatorio por Wall Street” se fundamenta en la hipótesis de los mercados eficientes, lo cual respalda la aleatoriedad de los precios, este y otros autores han llegado a creer y defender la posición de que los precios accionarios siguen una caminata aleatoria, mejor conocida como “random walk”. Sin embargo, muchos

académicos y analistas financieros han comprobado que el precio no sigue un proceso estocástico de estas características, existiendo un margen para la proyección de los retornos, siendo éstos efectivamente previsibles en algún grado. Un ejemplo de ello, es el trabajo realizado por Parisi, Parisi y Guerrero (2003), quienes estudian la capacidad de los modelos de redes neuronales para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles.

Anteriormente, por su parte, Ferson y Harvey (1991) estudiaron que la predicción en los retornos de las acciones no se debe solamente a ineficiencias del mercado o al actuar irracional de los inversionistas, sino más bien a algunas variables informativas que están intrínsecamente incluidas dentro del modelo que predice la rentabilidad del precio de las acciones. En esta misma línea, Ferson y Schadt (1996) muestran que la no inclusión de rezagos de los retornos accionarios y de las tasas de interés dentro del modelo, podrían generar resultados ineficientes a la hora de predecir.

Parisi et al. (2004) plantean el conteo de aciertos de la predicción como la manera de evaluar la capacidad predictiva. Para ello utilizaron algoritmos genéticos y redes neuronales, siendo un aporte primordial la utilización de la técnica de bootstrapping para la elaboración de intervalos de confianza de las proyecciones de signo y para analizar la robustez de los modelos. Por otra parte, Parisi, Parisi y Díaz (2006) analizan la capacidad de los modelos construidos a partir de algoritmos genéticos y redes neuronales, para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles. En su estudio utilizaron modelos multivariados derivados a través del modelo de AGs, los cuales alcanzaron mejores desempeños en términos de rentabilidad corregida por riesgo (medida por los índices de Sharpe y Treynor) que la red neuronal ward, la cual obtuvo una mejor capacidad predictiva, pero no obtuvo una mayor rentabilidad corregida por riesgo.

Parisi y Gutiérrez (2004) comprueban que usar la metodología rolling para la proyección de las redes neuronales artificiales constituye una mejor predicción del retorno de las acciones que el promedio histórico, ya que se puede lograr un mejor desempeño y, por ende, una mayor rentabilidad de la conformación de carteras.

Cabe destacar dos investigaciones en que se ha realizado la proyección del cambio de signo del precio de las acciones, utilizando otras metodologías. En una de ellas, Márquez



(2006) utilizó la técnica de redes neuronales con rasgos de conciencia para predecir lo anterior; en dicho estudio se obtuvo para la acción en que se centra esta investigación (Alcoa Inc.) un PPS de 58,78%. Por otra parte, en Cortés y Figueroa (2006) se utilizó la metodología de Modelos ARIMAX y óptimos de rolling para la predicción de la variación del precio de las acciones, utilizando índices de mercado y sectoriales (S&P 500 y sectoriales, respectivamente). En el estudio se obtuvo para la acción de este seminario un PPS de 55,65% usando el S&P 500, y el mismo resultado utilizando el S&P sectorial.

Al mismo tiempo, dentro de los modelos de predicción lineal más utilizados en la literatura, se encuentra el Modelo Autorregresivo Integrado de Media Móvil (ARIMA) fue desarrollado por Box y Jenkins (1970), y tienen como objetivo proyectar una variable en función del comportamiento pasado de series de tiempo o, mejor dicho, variables temporales. Este modelo utiliza información más reciente como valor de partida y luego analiza los errores de proyección más reciente para así ajustarlo apropiadamente.

De manera análoga existen diferentes estudios que han utilizado el modelo ARIMA en sus predicciones como lo es la “Estimación del precio internacional del arroz *Oryza sativa* L. bajo el modelo ARIMA” (Ceballos y Pire 2015) el cual plantea una manera confiable para pronosticar el precio de la tonelada de arroz con el fin de planificar racionalmente la toma de decisiones basada en estos pronósticos, dado el estudio el precio de la tonelada del arroz se ubicó en US \$665 bajo condiciones normales del mercado, en caso de ocurrir cambios en las políticas agrarias de los países productores, se presenten eventos o fenómenos naturales que afecten a la producción el precio de la tonelada se ubicara en US \$2.309. En caso extremo de que la producción sea superior a las expectativas de los productores, empresarios, agrícolas y comercializadores, el precio bajaría a US \$191,7.

En la misma línea, Quevedo et al.(2016) en su artículo dedicado a la predicción de variables meteorológicas por medio del modelo ARIMA donde el análisis de los resultados indicó que el uso de software de computadora y junto el modelo permite al investigador estimar la predicción de variables meteorológicas automáticamente y en tiempo real, arrojando una mejor predicción que con el modelo persistente.

Los modelos ARIMA se pueden optimizar a través de diferentes métodos para mejorar la predicción del signo, uno de estos es el de fuerza bruta operacional, esta técnica hace referencia a lo expuesto por Parisi (2015), quien plantea que se utiliza la capacidad de los computadores para así poder encontrar la solución óptima. Esta técnica aplicada a los modelos ARIMA simula la inteligencia humana, debido a que genera escenarios distintos donde cada uno de ellos entrega una solución única al problema. La función del modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta, es contrastar los escenarios generados con los anteriores y seleccionar el mejor.

Parisi, Améstica y Chileno (2016) en su investigación evalúa la eficacia del modelo ARIMA multivariable optimizado con fuerza bruta para el caso del precio del petróleo, prediciendo el comportamiento de las acciones a la semana siguiente de una última fecha analizada, se utilizaron doce variables, generando cien mil iteraciones aleatorias con fuerza bruta, dado que la optimización por Simplex y/o Solver limitaba la obtención de algún resultado, a través de la técnica de fuerza bruta se pudo establecer una capacidad de predicción superior al 60% para el caso del precio del petróleo y las acciones de empresas petroleras. Asimismo, Parisi, Améstica y Lobos (2017) evalúa la eficacia del modelo ARIMA multivariable optimizado con fuerza bruta para el caso del índice bursátil NASDAQ tomando como variable exógena el índice bursátil DOW JONES, en opciones binarias.

Profundizando lo expuesto anteriormente se hace referencia a lo expuesto por Nyce (2007), estos agrupan una variedad de técnicas estadísticas de modelización, aprendizaje automático y minería de datos actuales e históricos reales, para de esta forma realizar predicciones en el futuro o en acontecimiento no conocidos. Estas técnicas son utilizadas para mejorar los modelos que predicen futuros eventos o comportamientos, y de esta manera asegurar el éxito de estos.

## **2.1 Hipótesis de mercados eficientes**

Para las finanzas, la teoría del mercado eficiente dice que si un mercado de valores es eficiente en su información por parte de los agentes económicos que están en el mismo mercado y su competencia, pueden conducir a una situación de equilibrio en la que el precio de mercado de algún título se le logra realizar una buena estimación de su precio

teórico. Es por eso que a continuación se hace una revisión del estudio del arte de los mercados eficientes.

En 1970, Fama publica su artículo “Efficient Capital Market: A Review of Theory and Empirical Work”, donde plantea el cambio de terminología de “juego equitativo” a “mercados eficientes”, debido a esto muchos piensan que Fama propone una nueva teoría. Por otro lado, el uso de la palabra “eficiencia” no se debe a la casualidad: resulta de un cambio ideológico importante, sobre lo que puede ser el papel de los mercados financieros en la asignación de recursos. Basta con leer el artículo de Fama de 1970, pero también los que escribió antes y después, para darse cuenta de ello. Ese cambio ideológico coincide con la ofensiva de los nuevos clásicos contra Keynes y todos los que defienden, de una manera u otra, la intervención del Estado en la economía –ya que si los mercados son eficientes no hay necesidad de intervenir (Hyme, 2003 p.68).

Así mismo, la función primera del mercado de capitales es la asignación de la propiedad del stock de capital de la economía. En términos generales, el caso ideal es el de un mercado donde los precios dan señales exactas para la asignación de los recursos: es decir, un mercado en el cual las empresas pueden tomar decisiones de producción y de inversión suponiendo que el precio de los activos ‘refleja plenamente’ en cada momento toda la información disponible (Fama 1970). No obstante, quizás una de las teorías más influyentes en este ámbito, contraria a la de mercados eficientes es la hipótesis de finanzas conductuales de Kahneman & Tversky, (1979), la cual se centra en la investigación científica de las tendencias cognitivas, emocionales humanas y sociales, para poder determinar cómo éstas afectan a la economía en los precios de mercado y los retornos de éstos.

Harry Roberts (1967), definió tres niveles de eficiencia de los mercados de valores, donde cada nivel reflejaba la clase de información que era rápidamente reflejada en el precio. Estos niveles de eficiencia eran denominados: débil, intermedio y fuerte.

Tabla 1: *Niveles de eficiencia de los mercados*

<p>Hipótesis débil del mercado eficiente</p>	<p>Los precios incorporan la información que se deriva de la evolución histórica de las cotizaciones y volúmenes. Por tanto, analizando las pautas seguidas por las cotizaciones en el pasado, no se puede derivar ninguna regla que permita obtener beneficios extraordinarios. Es un concepto cercano al utilizado por el análisis técnico.</p>
<p>Hipótesis intermedia del mercado eficiente</p>	<p>Los precios reflejan, no sólo toda la información pasada, sino también toda la información hecha pública acerca de la empresa o de su entorno, que pueda afectar a cada título en particular (informe de resultados, anuncios de dividendos, balances anuales, trimestrales, variación del tipo de interés, etc.). Si la eficiencia del mercado se ajusta a dicha hipótesis, la persona que emplee el análisis fundamental para intentar lograr un rendimiento superior a la media del mercado está perdiendo el tiempo, puesto que la cotización de los títulos ya refleja exactamente su valor teórico o intrínseco</p>
<p>Hipótesis fuerte del mercado eficiente</p>	<p>La hipótesis fuerte parte del supuesto de que los precios reflejan absolutamente toda la información ya sea pasada, pública o privada. Según ella, ningún inversor podrá "batir al mercado" como no sea por azar. Esta es una hipótesis extrema que es prácticamente imposible de cumplir en ningún mercado, pues ello implicaría que dicho mercado sería perfecto y eso es una ilusión.</p>

Fuente: elaboración propia a partir de Aragonés y Mascareñas (1994).

Es así que si se estuviera presente frente a un mercado eficiente se tomarían mejores decisiones por parte de las empresas e inversionistas, pero no se podría tomar una mayor ventaja frente a la competencia debido a que todos contarían con la misma información. Ante esto, para reforzar lo propuesto por Fama (1970), es que la búsqueda constante por parte de interesados en predecir la variación de distintos índices y commodities, con la información que se encuentra en el mercado ha sido cada vez más demandada y repetida.

## **2.2 Finanzas conductuales**

A lo largo de la historia de la economía, encontramos teorías que tratan de explicar el comportamiento del hombre dentro del ambiente financiero, así como las consecuencias de sus acciones. Sin embargo, las acciones de los agentes económicos en la realidad han afectado al entorno financiero global, de manera que contradicen las leyes y teorías económicas, que parten de la eficiencia y la racionalidad de los individuos. Autores como Daniel Kahneman y Amos Tversky (1974, 1979, 1981, 1983, 1986 y 1992) han dejado una corriente teórica por la que explican los impactos psicológicos que sufren las personas cuando toman decisiones bajo entornos de incertidumbre. Según sus corolarios, los seres humanos están condicionados por errores de juicio y de valoración además de sesgos cognitivos que afectan a la gestión de la inversión, tanto en su origen y mantenimiento como en la finalización de la operativa. Ese ser humano tiene tendencia a evitar los riesgos y a sufrir más con la pérdida, potencialmente el doble, que la satisfacción que le produce la ganancia.

Ariely (2008), cuestionó la racionalidad de las personas, entremezclando la economía y la psicología. Esto marca el inicio de las “finanzas conductuales” como disciplina en la que se enmarcan sus estudios. Según las finanzas conductuales existe una brecha gigante entre el modelo ideal de comportamiento racional y el comportamiento real de los individuos en la vida cotidiana. Sugiere que las decisiones económicas son irracionalmente previsibles y obedecen a “fuerzas ocultas”. A estas “fuerzas ocultas” se las denomina “efectos contextuales”. Es decir, influencias irrelevantes del entorno inmediato, emociones irrelevantes, estreches de mirada y otras formas de irracionalidad.

Es por esta razón que las finanzas conductuales representan una rama alternativa de las finanzas modernas, la cual considera al actor económico como un ser irracional e

incongruente en la toma de decisiones que involucran dinero y riesgo. Una premisa básica de este tipo de finanzas es que la toma de decisiones de manera individual se desvía sistemáticamente del comportamiento de las predicciones marcadas en las teorías económicas tradicionales. Dichas teorías son ejemplificadas con la Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME) y la Teoría de la Utilidad Esperada (TUE).

Es necesario recalcar que las finanzas conductuales se pueden ver como una manera alternativa para analizar el trasfondo de la economía o de explicar el diario comportamiento de un inversionista. Esta evolución del pensamiento financiero, sirve como herramienta de análisis para comprender la ineficiencia de los mercados y también, para descifrar el proceso de toma de decisiones que enfrentan los involucrados en temas relacionados con el dinero. Por lo tanto, la finanza conductual se puede definir como el estudio de la influencia de la psicología del comportamiento de los profesionales de las finanzas y el efecto subsiguiente en los mercados (Sewell, 2007).

La siguiente tabla resume un conjunto de obras y autores que han servido de soporte a las finanzas conductuales.

Tabla 2: *Reseña histórica de las finanzas conductuales*

Año	Autor	Trabajo	Resumen
1955	Herbert Simon	A Behavioral model of rational choice	Análisis de los modelos de elección racional existentes y aportación de un modelo de racionalidad matizada
1979	Daniel Kahneman y Amos Tversky	Prospect Theory: an analysis of decision under risk	Análisis crítico de la Teoría de la Utilidad Esperada y propuesta de la Teoría Prospectiva como modelo alternativo de toma de decisiones ante situaciones que implican algún riesgo

1986	Amos Tversky y Daniel Kahneman	Rational choice and the framing of decisions	Alternativa a la Teoría de la elección racional por la que se plantea que opciones en la definición de problemas permiten ampliar las decisiones a tomar
1997	Eugene Fama	Market efficiency, long-term returns and behavioral finance	Ciertas anomalías se integran en la operativa de los mercados y no interfieren en la Teoría de los Mercados Eficientes
2003	Robert Shiller	From efficient market theory to behavioral finance	Ensayo en el que se explica la transición de la Teoría de los Mercados Eficientes a la doctrina de las Finanzas Conductuales y la necesidad de encontrar respuestas para los desafíos de los mercados financieros
2015	Wesley Mendes-Da Silva, Newton. C.A. Da Costa Jr., Lucas Ayres, Manuel Rocha y Jill Norvilitis	Behavioral finance: advances in the last decade	Repaso a las principales obras en materia de Behavioral Finance que hayan utilizado los siguientes métodos de trabajo: análisis de laboratorio con sujetos bajo condiciones controladas, estudio de decisiones financieras en el mundo real y el comportamiento de los mercados financieros

Fuente: elaboración propia basada en Martínez (2016).

El siguiente aspecto trata de los distintos modelos predictivos que se han sido utilizados a lo largo del tiempo.

### **2.3 Autómatas celulares**

Los autómatas celulares (AC) surgen en la década de 1940 con John Von Neumann, que intentaba modelar una máquina que fuera capaz de auto replicarse, llegando así a un modelo matemático de dicha máquina con reglas complicadas sobre una red rectangular. Estas también se pueden definir como un sistema dinámico formado por un conjunto de elementos sencillos idénticos entre sí, pero que en conjunto son capaces de demostrar comportamientos complejos globales.

Otro rasgo de las autómatas celulares es que son un modelo matemático para un sistema dinámico, compuesto por un conjunto de celdas o células que adquieren distintos estados o valores. Estos estados son alterados de un instante a otro en unidades de tiempo discreto, es decir, que se puede cuantificar con valores enteros a intervalos regulares. De esta manera este conjunto de células logra una evolución según una determinada expresión matemática, que es sensible a los estados de las células vecinas, la cual se le conoce como regla de transición local.

Habría que decir también, que el aspecto que más caracteriza a los AC es su capacidad de lograr una serie de propiedades que surgen de la propia dinámica local a través del paso del tiempo y no desde un inicio, aplicándose a todo el sistema en general. Por lo tanto, no es fácil analizar las propiedades globales de un AC desde su comienzo, complejo por naturaleza, a no ser por vía de la simulación, partiendo de un estado o configuración inicial de células y cambiando en cada instante los estados de todas ellas de forma síncrona.

Por otra parte, la estructura que poseen los autómatas celulares resalta ciertamente algunos componentes básicos (Véase y Aguilera, 2006), tales como:

- Un plano bidimensional o un espacio n-dimensional dividido en un número de subespacios homogéneos, conocidos como celdas. La homogeneidad establece que todas las celdas utilizan la misma regla de actualización.



- Cada celda puede estar en uno de un conjunto finito de estados.
- Una vecindad definida para cada celda, la que consiste en un conjunto contiguo de celdas. De esto se desprende la condición de localidad, la que se refiere a que las células solo capturan información de sus vecinas.
- Una regla de evolución, la cual define el estado de cada celda dependiendo del estado inmediatamente anterior de su vecindad. Esta evolución es determinada por una función matemática que captura la influencia de la vecindad sobre la celda en cuestión.
- Un Reloj Virtual de Cómputo, el cual generará “tics” o pulsos simultáneos a todas las celdas indicando que debe aplicarse la regla de evolución donde cada celda cambiará o mantendrá su estado. Este componente hace que se cumpla la condición de paralelismo, la cual significa que todas las células son actualizadas al mismo tiempo.

Cabe señalar que las autómatas celulares han sido utilizadas con éxito en distintas disciplinas. Por ejemplo, en Física es una de las técnicas más interesantes para simular fenómenos concretos en dinámica de fluidos. En el estudio de los sistemas complejos en Biología, los AC representan desde mediados de los 80 una seria alternativa a la modelización con ecuaciones diferenciales. En 1986 Wolfram publica la obra Teoría y Aplicación de los autómatas celulares, promoviendo el interés por esta técnica de modelización y simulación (Reyes, 2011).

En ese mismo año Langton propone la utilización de los AC como técnica principal para el estudio de la vida artificial. Uno de los factores que más ha contribuido a su uso es la sencillez con que se pueden realizar simulaciones. A finales de los años 90 el uso de los AC abarca numerosas disciplinas, siendo de gran utilidad en el estudio de sistemas biológicos: reproducción, auto-organización, evolución, etc. En Química se utiliza para el estudio cinético de las reacciones y en la simulación del crecimiento de los cristales. Una de las aplicaciones más interesantes hoy en día, es en las Ciencias de la Computación, donde los AC han permitido a los investigadores construir modelos con los que estudiar fácilmente el procesamiento de información en paralelo, así como el diseño de computadoras cuya arquitectura sea basada en principios y materiales biológicos (Reyes, 2011).

Además, hay evidencia de su uso en: simulación de evacuación de barcos y salas de cines, estudio de mercados y efectos de la publicidad, diversión y arte, desarrollo de órganos, distribución de poblaciones, germinación vegetal, ciclos climáticos e incluso hay teorías que cohesionan la mecánica newtoniana con la relativista y la cuántica haciendo uso de los AC.

## **2.4 Algoritmos genéticos**

Los algoritmos genéticos (AGs) son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859). Por imitación de este proceso, los Algoritmos Genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

También, los AGs constituyen una de las técnicas de computación evolutiva más difundidas en la actualidad, como consecuencia de su versatilidad para resolver un amplio rango de problemas. Al constituir un caso de técnica evolutiva, los algoritmos genéticos basan su operativa en una emulación de la evolución natural de los seres vivos, trabajando sobre una población de soluciones potenciales que evoluciona de acuerdo a interacciones y transformaciones únicas. Los individuos que constituyen la población se esfuerzan por sobrevivir: una selección programada en el proceso evolutivo, inclinada hacia los individuos más aptos, determina aquellos individuos que formarán parte de la siguiente generación. El grado de adaptación de un individuo se evalúa de acuerdo al problema a resolver, mediante la definición de una función de adecuación al problema, la función de fitness. Bajo ciertas condiciones, el mecanismo definido por los operadores inspirados por la genética natural y la evolución darwiniana lleva a la población a converger hacia una solución aproximada al óptimo del problema, luego de un determinado número de generaciones (Crick, 2017).

En general, este modelo se ha utilizado para trabajar con codificaciones binarias para problemas de búsqueda en espacios de cardinalidad numerable, aunque su alto nivel de

aplicabilidad ha llevado a proponer su trabajo con codificaciones reales, e inclusive con codificaciones no tradicionales, dependientes de los problemas a resolver.

Por otro parte, según Duran (2016) los algoritmos pueden expresarse de maneras diferentes, basados siempre en la expresión matemática, pero amoldándose para ser idóneo al problema planteado. Los algoritmos genéticos ofrecen variaciones formales y difieren ligeramente de los algoritmos puramente matemáticos (es decir, tienen como fin último resolver una situación planteada matemáticamente). Sin embargo, como saber distinguir un algoritmo de algo que no lo es lo considero básico, expondré los tres tipos de expresión de algoritmo más utilizados, y, por ende, más útiles:

- Descripción formal. Se describe una secuencia descrita usando un pseudocódigo para encontrar la solución.
- Descripción de alto nivel. Se establece el problema, se selecciona un modelo matemático y se explica el algoritmo de manera verbal, posiblemente con ilustraciones y omitiendo detalles. El ejemplo presentado al principio de la introducción se considera parte de una descripción de alto nivel, pero de dificultad simple.
- Implementación. Se muestra el algoritmo expresado en un lenguaje de programación específico o algún objeto capaz de llevar a cabo instrucciones. Cuando un algoritmo presenta instrucciones demasiado complejas como para ser representadas en cualquiera de los formatos anteriores, o su tamaño (debido a la cantidad de información recogida en el sistema), se opta por este sistema de representación.

## **2.5 Redes neuronales**

Como concepto, puede ser explicada como un poderoso sistema computacional paralelo, capaz de resolver problemas altamente complejos. Está organizada de manera de que su funcionamiento es una representación de cómo funcionan las neuronas reales en el cerebro humano (Ayala, Letelier y Zagal, 2009), donde lo que se busca es resolver problemas mediante el empleo del conocimiento obtenido de casos similares resueltos en el pasado.

Se debe agregar que según Matich (2001), existen numerosas formas de definir a las redes neuronales; desde las definiciones cortas y genéricas hasta las que intentan explicar más detalladamente qué son las redes neuronales. Por ejemplo:

- Una nueva forma de computación, inspirada en modelos biológicos.
- Un modelo matemático compuesto por un gran número de elementos procesales organizados en niveles.
- ...un sistema de computación compuesto por un gran número de elementos simples, elementos de procesos muy interconectados, los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta a entradas externas.
- Redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples (usualmente adaptativos) y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico.

### **2.5.1 Modelo de redes neuronales artificiales**

Las redes neuronales artificiales, según lo expuesto por Nacelle (2009), son motivadas por ciertas cualidades de su modelo real, por lo cual el desafío es producir un modelo que tenga:

- Una estructura de procesamiento distribuida y paralela (opuestamente al CPU de una computadora).
- Alto grado de conexión entre las unidades básicas.
- Conexiones modificables en función de la experiencia.
- Un proceso de aprendizaje constante y de ser posible uno no supervisado
- Aprendizaje basado en información local.
- Robustez en la performance si algunas unidades son removidas.

También, Matich (2009) expuso que, debido a su constitución y a sus fundamentos, las redes neuronales artificiales presentan un gran número de características semejantes a las del cerebro. Por ejemplo, son capaces de aprender de la experiencia, de generalizar de casos anteriores a nuevos casos, de abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información irrelevante, etc. Esto hace que ofrezcan numerosas ventajas y que este tipo de tecnología se esté aplicando en múltiples áreas. Entre las ventajas se incluyen:

- Aprendizaje Adaptativo: Capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o en una experiencia inicial.
- Auto-organización: Una red neuronal puede crear su propia organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje.
- Tolerancia a fallos: La destrucción parcial de una red conduce a una degradación de su estructura; sin embargo, algunas capacidades de la red se pueden retener, incluso sufriendo un gran daño.
- Operación en tiempo real: Los cómputos neuronales pueden ser realizados en paralelo; para esto se diseñan y fabrican máquinas con hardware especial para obtener esta capacidad.
- Fácil inserción dentro de la tecnología existente: Se pueden obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilitará la integración modular en los sistemas existentes.

## **2.6 Modelo ARIMA**

George E. P. Box, profesor de estadística de la Universidad de Wisconsin, y Gwilym M. Jenkins, profesor de ingeniería de sistemas de la Universidad de Lancaster, introdujeron en la década de los 70 un nuevo enfoque en el análisis de series temporales, en sus trabajos sobre el comportamiento de la contaminación en la bahía de San Francisco. Su finalidad era establecer mejores herramientas de pronóstico y control. Sus investigaciones se publicaron en el libro *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (1976) en el que describen la metodología. Este manuscrito se ha convertido en un clásico gracias al amplio abanico de posibilidades que abrió en diversas ramas de las matemáticas, la economía, la ingeniería o la estadística. Por sus autores, la metodología descrita en el presente capítulo se conoce como modelos ARIMA o modelos de Box-Jenkins. Esta metodología y la implementación del análisis de series temporales en R son analizados en diversa bibliografía (Chirivella, 2008) (Shumway y Stoffer, 2006).

Se debe agregar que estos modelos realizan las previsiones basándose en lo ocurrido en el pasado. Para ello tienen en cuenta tanto los valores observados en períodos anteriores (componente auto regresivo) como los factores aleatorios o de innovación en cada uno de ellos (componente de media móvil).

En el caso de este último componente innovador de cada período se refiere a la diferencia entre el valor observado en el período y el valor previsto a partir de los datos de períodos anteriores. La identificación del modelo exige que las series sean estacionarias. Una serie es estacionaria en el tiempo cuando es constante en media y varianza, esto es, cuando la serie oscila de forma homogénea en torno a un valor constante de la media. Para lograr la estacionariedad respecto a la media se diferencian los valores de la serie, mientras que la estacionariedad en la varianza se consigue mediante una transformación, frecuentemente logarítmica, de los datos. La construcción de los modelos ARIMA se realiza siguiendo el proceso iterativo de identificación del modelo, estimación de los parámetros, y diagnóstico del modelo estimado.

Además, por sus siglas en inglés AutoRegresive Integrated Moving Average (ARIMA). Es un modelo econométrico propuesto por los investigadores Box y Jenkins en los 70s para predecir series de tiempo. Popularmente es conocida como metodología Box-Jenkins aunque también es conocida como metodología o modelos ARIMA. Consta de tres componentes:

- Proceso Autorregresivo (AR): Se define como modelo autorregresivo si la variable endógena de un periodo  $t$  es explicada por sí misma en las observaciones o datos pasados, multiplicados por un coeficiente que le da un peso específico a la información pasada.
- Proceso Integrado (I): Se refiere al estado de la variable, es decir si se va a trabajar sobre el valor sin modificación sobre su primera o segunda diferencia. Entendiendo la primera diferencia simplemente como la primera variación de la serie en estudio. Por ejemplo, una serie de precios se entiende como integración en cero. Es decir, se trabajará con la variable pura, lo cual en términos generales no es recomendable dado que tienen tendencia y no se pueden modelar en esas condiciones. Un grado de integración 2 significa que el modelo se construirá sobre la variación de la serie en estudio, es decir, no se modela el precio, sino la variación del precio, pero sí se obtiene un modelo para la variación de precios, se le suma el precio anterior y se obtiene la proyección de precios, es decir en niveles ARIMA y cero.

- Proceso de Media Móvil (MA): Es aquel que explica el valor de una determinada variable en un periodo  $t$  en función de un término independiente y una sucesión de errores correspondientes a periodos precedentes, ponderados convenientemente. A continuación, se muestra la simbología y componentes de un modelo ARIMA:

ARIMA (p, d, q)

P = AR () autorregresivo como variable explicativa.

D= Integrado

Q= Error como variable explicativa (media móvil de los errores).

Por otra parte, la metodología de Box y Jenkins supone que no se conocen o que no están disponibles aquellas variables que determinan el valor proyectado, siendo en esta situación donde los Modelos ARIMA tienen una gran ventaja sobre los modelos de regresión típicos, y a principios de los 80 fueron ampliamente utilizados para modelar la media de un activo (Alonso & García, 2009) y según (Pai & Lin, 2004) el modelo ARIMA, ha sido uno de los enfoques más utilizados en predicción.

Para comprender mejor, el caso más simple de modelos no estructurales para datos longitudinales es el proceso de media móvil. Sea  $u_t$  (con  $t = 1, 2, \dots, T$ ) un proceso ruido blanco, con  $E(u_t) = 0$  y  $var(u_t) = \sigma^2$ , luego:

$$y_t = \mu + \mu_t + \theta_1 * \mu_{t-1} + \theta_2 * \mu_{t-2} + \dots + \theta_q * \mu_{t-q} \quad (2)$$

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^q \theta_i * \mu_{t-1} + \mu_t \quad (3)$$

En este caso,  $t$  es el tiempo;  $E(u_t)$  es la esperanza matemática de  $u_t$ ;  $var(u_t)$  es la varianza constante;  $\sigma^2$  es una varianza;  $y_t$  es la media móvil;  $\mu$  es un parámetro perteneciente a la media móvil.

También, un proceso de media móvil es una combinación lineal de procesos de ruido blanco, de modo que  $y_t$  depende de valores presentes y pasados de un término de perturbación caracterizado como ruido blanco. De este modo,  $E(y_t) = \mu$ .

En un modelo autorregresivo (AR), el valor presente de  $y$  depende de valores pasados de  $y$  más un término de error. Un proceso autor regresivo de orden  $p$  se expresa en la ecuación (4):

$$y_t = \mu + \mu_1 + \tau_1 * y_{t-1} + \tau_2 * y_{t-2} + \dots + \tau_q * y_{t-p} \quad (4)$$

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \varphi_i * y_{t-1} + \mu_t \quad (5)$$

En este caso  $\varphi$  y  $\tau$  son parámetros autor regresivos.

En particular, la propiedad que se desea en los modelos autorregresivos es la estacionalidad de los coeficientes, de no cumplirse esta condición, el modelo causaría que los valores anteriores del término de error tengan un efecto decreciente sobre el valor de  $y_t$  a medida que pasa el tiempo. La estacionalidad de un modelo AR de orden  $p$  se visualiza en raíces de la ecuación característica dentro del círculo unitario (Viego & Broz, 2012).

## 2.7 Técnica Fuerza Bruta

La técnica fuerza bruta (Parisi, 2015; Parisi, Améstica-Rivas y Chileno, 2016), utiliza la capacidad de las computadoras para poder encontrar la mejor solución a un problema de optimización. Esta técnica aplicada a los modelos multivariados dinámicos simula la inteligencia humana, puesto que genera diferentes escenarios en los cuales cada uno de ellos brinda una solución única al problema. La función de este modelo multivariado dinámico con fuerza bruta es comparar los nuevos escenarios generados con los anteriores y elegir el mejor. Dicho de otra manera, la técnica de la fuerza bruta recuerda al igual que un humano, el propio comportamiento para ofrecer una mejor solución a determinado problema; si ese comportamiento solucionó el problema, cada vez que suceda un escenario parecido se utilizará el mismo comportamiento. De la misma manera, los modelos multivariados dinámicos con fuerza bruta utilizan el mejor modelo.

Como afirma Durán (2006), la fuerza bruta consiste en enlistar todos los casos y para cada uno calcular la solución, identificando de este modo el caso que ofrezca la mejor solución. Asimismo, Riveros (2015), en un estudio para encontrar la solución óptima al problema del camino más corto para una empresa de logística, comenta que la solución más



directa es con fuerza bruta, es decir evaluar todas las posibles combinaciones (de recorridos) y quedarse con el trayecto que utiliza una menor distancia.

En el caso de los modelos ARIMA, que son modelos de regresión, la aplicación de la técnica fuerza bruta permite generar infinitos coeficientes de un universo establecido, para darle un peso a cada variable establecida y evaluada en el modelo. Incluso se puede afirmar que usando fuerza bruta se puede contemplar todos los escenarios del universo establecido, siendo así, una mejora a los algoritmos genéticos, los cuales sólo buscan alrededor de un punto en el universo que ofrece una solución de primera instancia óptima (Parisi; Améstica-Rivas y Chileno, 2019).

Los métodos mencionados anteriormente sirven para resolver los mismos problemas de optimización simulando la inteligencia humana. Muchos científicos y expertos en ciencias sociales a lo largo de los años han estado tratando de desarrollar cada vez mejores métodos para la solución de problemas. Lo curioso es que el primer método empleado para resolver problemas es el conocido como “fuerza bruta”. Desde tiempos antiguos el hombre utiliza la fuerza bruta para resolver los problemas. Pero ¿por qué se crearon nuevos métodos si con este se podía? Sencillo, los problemas cada vez alcanzaron dimensiones mayores y complejas, lo cual hacía prominente crear métodos que demoraran menos en resolver un problema (Parisi, Améstica y Chileno, 2016).

Como se ha dicho, la fuerza bruta prueba una a una las diferentes condiciones y características de un sistema para resolver el problema. Una vez que se encuentra la solución, se queda con dicho sistema. Se dejó de usar fuerza bruta puesto que no existía la capacidad para resolver problemas que requerían la evaluación de una cantidad de variables considerada demasiado grande. Sin embargo, hoy en día la tecnología ha vuelto a superar los problemas, y cualquier persona puede contar con un computador con recursos altamente efectivos capaces de procesar información mucho más rápido que aquellas computadoras de hace 10 años atrás. Por lo tanto, ahora es prudente e incluso más eficaz volver a utilizar la técnica fuerza bruta utilizando la capacidad de una computadora de alta tecnología (Parisi; Améstica-Rivas y Chileno, 2019).

## **2.8 Mercado del cobre**

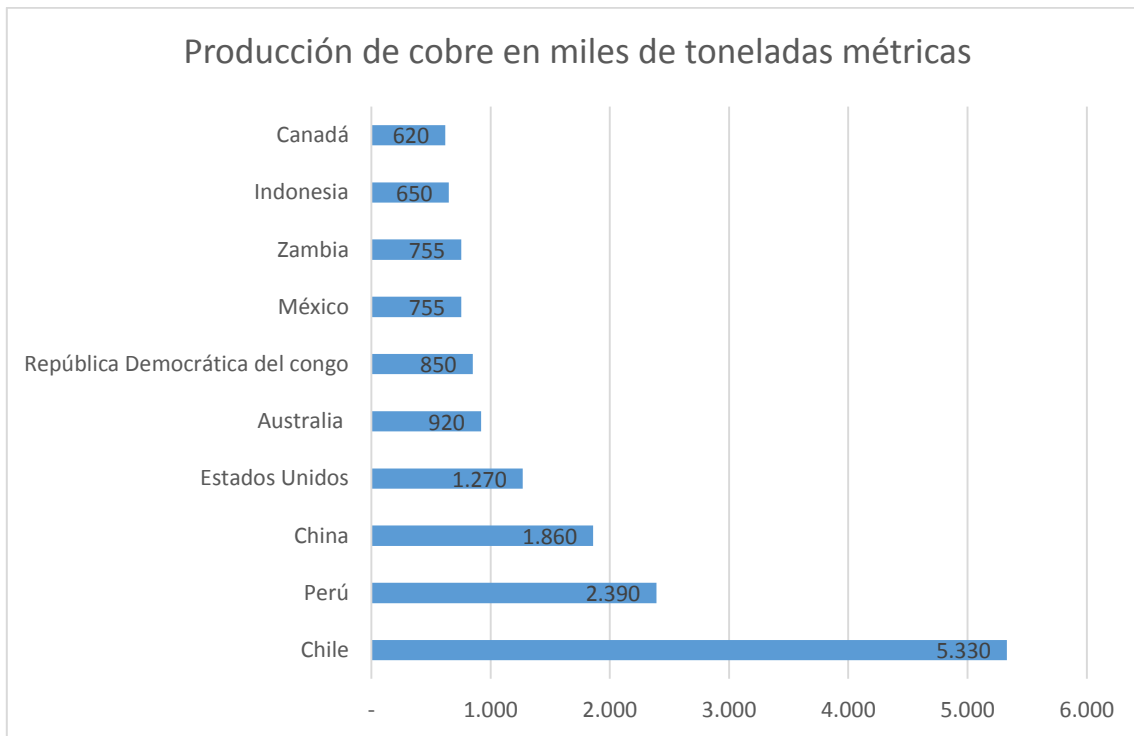
El cobre es una de las materias primas con mayor uso industrial del mundo, y como tal tiene múltiples aplicaciones. El amplio uso del commodity es atribuible a su disponibilidad y capacidad de reciclaje, así son sus propiedades metálicas que hacen del cobre un excelente conductor de calor, electricidad, resistentes a los antimicrobianos y la corrosión. Además de las aplicaciones industriales, los inversores del sector de materias primas siguen de cerca la evolución del precio del cobre ya que es un fiel indicador de la economía mundial en su conjunto, esto se debe a que las fluctuaciones en el precio del cobre vienen determinadas por la demanda creada en el sector industrial.

En cuanto a su cotización, los productores de cobre y sus clientes realizan las transacciones del metal rojizo en tres mercados internacionales: la Bolsa de Metales de Londres, el COMEX de la Bolsa Mercantil de Nueva York y la Bolsa de Metales de Shanghái. Al converger en estos tres escenarios los productores y consumidores cuentan con todas las facilidades necesarias para realizar sus operaciones de compra y venta, y al mismo tiempo participan de un mecanismo que facilita las operaciones de fijación de precios basados en la oferta y la demanda.

Por otra parte, las bolsas establecen un precio del día y además cotizaciones para las transacciones a futuro, lo cual ofrece un interesante escenario para negociar contratos y opciones de compra sobre lotes de cobre. Así, por ejemplo, en Londres el cobre es comercializado en dólares y en lotes de 25 toneladas, en Nueva York los negocios se hacen sobre la base de lotes de 25.000 libras cotizados en centavos de dólar, y en Shanghái en lotes de cinco toneladas cotizados en renminbi.

En cuanto a la producción de este mineral, en la figura 1 se presenta gráficamente los principales países productores con sus respectivas cantidades.

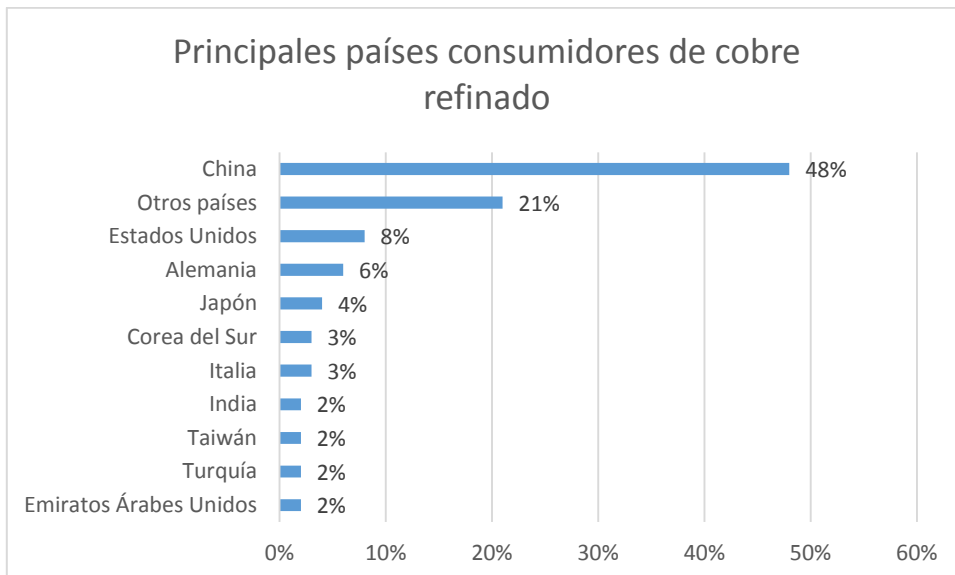
Figura 1: *Producción de cobre en miles de toneladas métricas*



Fuente: elaboración propia basada en el portal de estadísticas “Estatista” (2018)

Por otro lado, los países con mayor participación en el consumo mundial de cobre refinado son China (48%), Estados Unidos (8%) y Alemania (6%). La participación por país se muestra en la figura 2 en la cual se han agrupado en la categoría “Otros países” a aquellos países que no representan más del 2% en el consumo de cobre refinado.

Figura 2: Principales países consumidores de cobre refinado



Fuente: elaboración propia en base a la información obtenida de COCHILCO (2018).

Simultáneamente, dentro de las fuerzas de mercado que impulsan el precio del cobre se encuentran el aumento del consumo del cobre refinado por parte de China, esto se debe al aumento del sector manufacturero del país el cual incluye la industria automotriz que es el que más demanda cobre debido a que hoy en día esta industria está orientada a la fabricación de autos eléctricos que consumen tres veces más cobre que los autos tradicionales, otro factor influyente es la trayectoria del dólar el cual mantuvo una continua tendencia a la baja durante el 2017 la cual fue de un 10,4%, estas situaciones indujeron a los inversores, fondos de cobertura y de riesgo, a elevar la posición especulativa en metales de sus carteras de inversión generando un aumento en el precio del cobre.

De ahí que el comportamiento económico y/o las decisiones que tomen las potencias mundiales como China y Estados Unidos tienen un gran efecto en el comportamiento del precio del cobre, esto se debe principalmente por la demanda de cobre que tiene cada uno de estos países, dentro de las variables que afectan considerablemente la variación del precio del cobre se encuentran: las tasas de interés por parte del Federal Reserve Board (FED), el precio del dólar, el crecimiento económico de China.

En Chile existe un impuesto específico sobre los recursos no renovables es usualmente conocido como royalty. Este impuesto modifica la tasa óptima de extracción y al mismo tiempo genera recaudación fiscal.

Se debe agregar que se establece un Impuesto Específico a la Actividad Minería (Ley 20.026), que Comenzó en el año 2006 y establece un impuesto específico a la renta operacional de la actividad minera obtenida por un explotador minero. Un 5% a aquellos explotadores mineros cuyas ventas anuales excedan al valor equivalente a 50.000 toneladas métricas de cobre fino.

Por otro lado, para aquellos explotadores mineros cuyas ventas anuales sean iguales o inferiores al valor equivalente a 50.000 toneladas métricas de cobre fino y superiores al valor equivalente a 12.000 toneladas métricas de cobre fino, se les aplicará una tasa por tramos: 0,5% 12.000-15.000; 1% 15.000-20.000; 1,5% 20.000-25.000; 2% 25.000- 30.000; 2,5% 30.000-35.000; 3% 35-40.000, 4,5% sobre 40.000. Aunque, no estarán afectos al impuesto los explotadores mineros cuyas ventas hayan sido iguales o inferiores al equivalente a 12.000 toneladas métricas de cobre fino.

### **2.8.1 Elementos políticos de Minería en Chile**

- La Constitución Política del Estado (1980), establece que el Estado tiene el dominio absoluto, exclusivo, inalienable e imprescriptible de todas las minas y sustancias minerales, con excepción de arcillas superficiales y materiales de construcción.
- Reitera expresamente que las empresas de la gran minería del cobre, nacionalizadas en 1971, continuarán perteneciendo plenamente al Estado Chileno.
- Establece que la ley orgánica constitucional especificará cuáles sustancias (excluidos los hidrocarburos) podrán ser objeto de concesiones mineras.

Establece que las concesiones se constituyen siempre por resolución judicial y que el dominio de su titular sobre ellas queda protegido por la garantía constitucional al derecho de propiedad.

### 2.8.2 Usos del cobre

La presencia de este material puede pasar desapercibida, pero está presente en más productos de los que se piensa, utilizado como un material resistente, durable, reciclable y con alta conductividad térmica y eléctrica. Son propiedades que garantizan su vigencia como una materia prima esencial para la construcción de la civilización iniciada hace miles de años. Según lo extraído desde la página web de Cochilco, en el mundo los sectores que más demandan un mayor uso de cobre son:

- **Construcción:** Los principales productos de cobre que se consumen en la industria de la construcción incluyen alambres de construcción, cables de alimentación, tuberías y tubos de aire acondicionado, chapas de cobre y productos aleados.
- **Consumo general:** Accesorios; conjuntos de cordones; artillería militar y comercial; electrónica de consumo; sujetadores y cierres; monedas; utensilios y cubiertos; entre otros.
- **Red eléctrica:** Considera red eléctrica general.
- **Maquinaria industrial:** Incluye equipos y maquinaria, válvulas y accesorios industriales, vehículos todos terrenos e intercambiadores de calor.
- **Transporte:** Incluye los sectores automotriz, marítimo, ferroviario y aeronáutico / aeroespacial.

Cabe destacar que el cobre y las aleaciones de cobre han ganado atención en las mediciones de control de infecciones debido a sus propiedades antimicrobianas. La Agencia de Protección Ambiental (EPA) de Estados Unidos identificó aleaciones de cobre como antimicrobianos, indicando que reducen la carga bacteriana en 99,9% dentro de las primeras 2 horas de exposición. (“Reduction of bacterial burden by copper alloys on high-touch Athletic center surfaces”, 2017.)

### **2.8.3 Importancia del mercado del cobre para Chile**

En Chile, la industria extractiva del cobre es la principal, las exportaciones del metal lideran el sector exportador y en la actualidad operan las principales empresas productoras del mundo. La producción y exportación del cobre está teniendo un rol fundamental para el crecimiento de algunas economías, los minerales exportados desde Chile se envían a los cinco continentes y han sido un importante motor en la consolidación comercial y ratificación de los tratados de libre comercio firmados por el país (Donoso, 2014).

Por otro lado, el sector minero en Chile está compuesto por un gran sector de empresas productoras de cobre, lideradas por Codelco, que pertenece en su totalidad al Estado de Chile y es la principal empresa productora de cobre en el mundo. En la actualidad Codelco se estructura en cuatro divisiones mineras (Codelco Norte, El Salvador, El Teniente y Andina), más la División Ventanas (Fundición y Refinería Ventanas ex ENAMI).

También, otra empresa estatal es la Empresa Nacional de Minería (ENAMI) dedicada al fomento de la pequeña y mediana minería, a través de su Fundición Hernán Videla Lira y varias plantas de tratamiento de minerales. Como no posee yacimientos mineros propios, se abastece de mineral proveniente de los pequeños y medianos productores, combinando una acción comercial con una labor de fomento y apoyo a la minería de menor escala.

Al mismo tiempo, el resto de las principales empresas productoras de cobre son privadas. La mayoría de las compañías extranjeras son nacidas bajo el amparo del Estatuto del Inversionista Extranjero (DL 600 de 1974), principalmente subsidiarias de importantes corporaciones mineras internacionales.

Por otro lado, a principios de la década de los 90, se instauró en Chile un clima de prosperidad económica en el cual el sector minero jugó un rol preponderante. El modelo de exportación de recursos naturales, combinado con reformas institucionales y políticas, permitió a la economía dar un salto sin precedentes en el escenario mundial. Como resultado directo de los cambios, para 2016 la pobreza se había reducido a menos de un tercio de la población, los ingresos se cuadruplicaron y Chile se convirtió en una de las dos economías latinoamericanas de altos ingresos. Representando la extracción del cobre un promedio de 10% del Producto Interno Bruto (PIB) de Chile en las últimas dos décadas. (Procobore, 2018)

Igualmente, durante el siglo XX, la minería del cobre se constituyó como la industria que mayor contribución ha realizado al PIB y ha sido la que ha recibido el mayor flujo de inversión extranjera, aumentando en forma sistemática la participación del sector privado en la producción de cobre, pasando de representar un 25% a comienzos de siglo a un 70% en los años recientes (Donoso, 2014).

Con respecto al precio del cobre, este se ve afectado directamente por la variación del precio del dólar y la demanda de este por partes de las grandes potencias como China y Estados Unidos, la volatilidad del commodity durante el periodo 2015-2017 tuvo el siguiente comportamiento: durante el primer año de análisis tuvo una tendencia a la baja de un 20%, al siguiente año continuo con una tendencia a la baja de un 11,5% respecto del año anterior y en el año 2017 tuvo una tendencia al alza de un 26,8% respecto del año anterior.

A continuación, en la tabla 3 se presenta la producción mundial y chilena de cobre de mina (porcentaje y tonelada)

Tabla 3: *Producción de cobre de mina mundial y chilena*

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Producción mundial	16.117,7	16.207,4	16.880,4	18.115,3	18.592,6	19.424,5	20.402,9	20.254,8
Producción Chile	5.418,9	5.262,8	5.433,9	5.776,0	5.761,1	5.772,1	5.552,6	5.503,5
Chile en Producción Mundial	33,6%	32,4%	32,2%	31,9%	31,0%	29,7%	27,2%	27,2%

Fuente: elaboración propia en base a World Metal Statistics, producción mundial (2018)



# CAPÍTULO III

### **3 Metodología**

En este capítulo se presenta la metodología que permitió desarrollar el presente trabajo de tesis. Se muestran aspectos como el tipo de investigación, las técnicas y procedimientos que fueron utilizados para llevar a cabo esta investigación.

#### **3.1 Tipo de investigación y diseño**

El método de investigación que se utilizó es el cuantitativo el cual se basa en la recolección de información a través de diferentes bases de datos, en este estudio se recopilaron los precios históricos del cobre que fueron utilizados en el modelo ARIMA. Así mismo tiene un carácter exploratorio ya que otorga una visión general, de tipo aproximativo, que se realiza especialmente cuando el tema elegido ha sido poco explorado como lo es la construcción de un modelo optimizado con fuerza bruta, para el cual fue necesario la elaboración de una macro véase anexo 2, en Microsoft Visual Basic, para obtener la predicción de los precios, y así calcular el porcentaje de predicción de signo en el precio del cobre. Por otra parte, se utilizó una técnica de recolección basada en el registro del precio del cobre con un periodo desde el año 2013 al 2018 ver anexo 1, por lo tanto, la investigación es de un corte longitudinal ya que se realiza en un tiempo determinado. A través de la observación de estos datos se buscó analizar el comportamiento del metal en el mercado.

#### **3.2 Población y muestra**

La población para esta investigación son los precios históricos del cobre publicados en la Comisión Chilena del Cobre (Cochilco), el cual es un organismo técnico y especializado del Estado, que actúa como asesor y depende del Ministerio de minería.

#### **3.3 Fuentes de información**

##### **3.3.1 Fuente primaria:**

- Comisión Chilena del Cobre (Cochilco): Asesora al Gobierno en materias relacionadas con la producción de cobre y sus subproductos, además de todas las sustancias minerales metálicas y no metálicas, exceptuando el carbón y los hidrocarburos. Además, resguarda los intereses del Estado en sus empresas mineras, mediante la fiscalización y evaluación de la gestión e inversiones de éstas; y asesora

a los ministerios de Hacienda y Minería en la elaboración y seguimiento de sus presupuestos.

### **3.3.2 Fuente secundaria:**

- Artículos relacionados con el tema de investigación: estos se utilizaron para estudiar investigaciones pasadas, para así entender cómo se han utilizado los modelos y como han ido cambiar, por otro lado, se estudiaron artículos que explican el comportamiento del cobre y las variables que lo afecta.
- Libros: se extrajo información específica sobre los autores principales de cada modelo predictivo y sobre el cobre, de esta manera entender los principios en los que se basan los temas.
- Estudios anteriores sobre la variación de precio en commodities.
- Codelco: de donde se extrajo información de la producción histórica, costos promedios, demanda del cobre, etc.

### **3.3.3 Recolección de datos**

Como se ha mencionado los precios históricos del cobre fueron obtenidos de la página de internet Cochilco.

En la plataforma se encuentran las cotizaciones históricas del commodity que se tranzan a nivel mundial, así como también sus precios de cierres. Los datos pueden ser recolectados con frecuencia diaria, mensual y anual, para este estudio se utilizó una frecuencia diaria de los precios de cierre del cobre, que comprende entre el 24 de septiembre de 2013 al 24 de septiembre de 2018, con un total de 1265 observaciones, estas se obtuvieron desde [http://boletin.cochilco.cl/estadisticas/grafico.asp?tipo\\_metal=1](http://boletin.cochilco.cl/estadisticas/grafico.asp?tipo_metal=1)

### **3.4 Análisis estadístico**

Se construyó un modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta computacional para poder evaluar su capacidad predictiva para frecuencias diarias. De esta manera se buscó determinar el comportamiento de este modelo en su función predictiva para conocer la variación del signo del precio del cobre para el valor en estudio.

El planteamiento de la técnica fuerza bruta de Parisi (2015) y utilizado en Parisi, Améstica y Chileno (2016), tiene como objetivo encontrar los coeficientes óptimos que

maximicen el porcentaje de predicción de signo de las variaciones semanales de las cotizaciones para el valor en estudio.

El modelo autorregresivo integrado de promedio móvil de orden p, d, q - ARIMA (p, d, q): Al igual que un modelo ARMA, corresponde a la combinación de los modelos autorregresivo y al de medias móviles, con la característica de incluir un proceso de restablecimiento (el cual se designa como integración) de inestabilidad original presente en una serie de tiempo.

La forma general de un modelo ARIMA es semejante al de un modelo ARMA:

$$Y'_t = \varphi_1 Y'_{t-1} + \varphi_2 Y'_{t-2} + \varphi_3 Y'_{t-3} + \dots + \varphi_p Y'_{t-p} + \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \theta_2 \alpha_{t-2} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (6)$$

Donde:

$Y'_t$ : Es la serie inducida a la estabilidad

En ocasiones es apropiado incluir un término constante  $\square$  a los modelos AR, MA y ARIMA. En un modelo que contiene sólo parámetros de media móvil, el valor de la constante es la media de los valores de la serie ( $\square = \mu$ ).

Por otro lado, en un modelo autorregresivo  $\square = \mu (1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p)$  (Arnau 2001). La inserción del término depende de la serie en estudio. Concretamente, depende del valor de la media. Si la media de todas las observaciones es cero o extremadamente cercana, no se incluye término constante. Si la media es significativamente distinta de cero, se incluye el término.

### 3.4.1 Evaluación de la predicción

La siguiente etapa consistió en evaluar la calidad de cada modelo en función a su porcentaje de predicción de signo alcanzado (PPS). La evaluación se realizó sobre la base de un conjunto extramuestral de 1265 datos diarios para el modelo. Se utilizó la muestra total para estimar los coeficientes  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\theta$  de cada modelo respectivamente, por medio de la minimización de la suma del cuadrado de los residuos del modelo, como para evaluar la capacidad predictiva de los modelos.

Además, para realizar esto se comparó el signo de la proyección con el signo de la variación observada en cada  $i$ -ésimo período, en el que  $i = 1, 2, \dots, m$ . Si los signos entre la proyección y el observado coinciden, entonces aumentan la efectividad del modelo analizado y, en caso contrario, disminuye su capacidad predictiva.

Una vez proyectado el signo de la variación del precio para el período  $n+1$ , la variación observada correspondiente se incluye en la muestra de tamaño de  $n$  con objeto de reestimar los coeficientes del modelo, contando ahora con una observación más. Así, el mismo modelo, pero con sus coeficientes nuevamente calculados, este es utilizado para realizar la proyección correspondiente al período  $n+2$ . Este procedimiento recursivo se efectuó una y otra vez hasta concluir con las observaciones del conjunto extramuestral. Finalmente, el PPS de cada modelo se calculó de la siguiente forma:

$$\text{Porcentaje} = \frac{\sum_{t=n+1}^{n+m} p_i}{m} \quad (7)$$

$$p_i = \begin{cases} 1, & \text{si } \Delta \text{Precio}_i * \hat{\Delta} \text{Precio}_i > 0 \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases}, i = [n + 1, \dots, n + m] \quad (8)$$

En la que  $\Delta$  en la ecuación (8), representa la variación observada,  $\hat{\Delta}$  la variación estimada,  $n = 0$  y  $m = 1265$ ,  $p_i$  se refiere al precio observado en el período  $i$  que es representado por  $t$  que también se refiere al período o tiempo en el que se observa el precio. De esta manera, los modelos multivariados dinámicos construidos optimizados con técnica fuerza bruta fueron evaluados en función de su capacidad para predecir el signo de los movimientos del precio del valor en estudio.

### 3.4.2. Evaluación estadística

En esta etapa se aplicó la prueba de acierto direccional de Pesaran y Timmermann (1992), que proponen Parisi y Parisi (2010), en su libro Teoría de Inversiones, para medir la capacidad de predicción de los modelos de ARIMA, el cual permite medir la significancia estadística de los modelos y su capacidad de predicción.

El test de Pesaran y Timmermann testea las siguientes hipótesis:

$H_0$ : la proyección basada en el modelo y el valor observado son independientes

$H_1$ : la proyección basada en el modelo y el valor observado no son independientes

La fórmula para el cálculo del test DA de Pesaran y Timmermann, es la siguiente:

$$DA = \frac{(SR - SRI)}{\sqrt{Var(SR) - Var(SRI)}} \quad (9)$$

Donde:

$$SR = PPS = \frac{\text{Cantidad de signos acertados}}{\text{Número de predicciones}} = \frac{\sum_{i=1}^n I_i(Y * \hat{Y} > 0)}{m} \quad (10)$$

Luego:

$$SRI = P * \hat{P} + (1 - P) * (1 - \hat{P}) \quad (11)$$

Donde:

$$P = \frac{\text{Signos } > 0 \text{ Observados}}{\text{Datos totales}} = \frac{\sum_{i=1}^n I_i(Y > 0)}{m} \quad (12)$$

$$\hat{P} = \frac{\text{Signos } > 0 \text{ proyectados}}{\text{Datos totales}} = \frac{\sum_{i=1}^n I_i(\hat{Y} > 0)}{m} \quad (13)$$

Finalmente:

$$Var(SRI) = \frac{[m(2\hat{P}-1)^2 * P(1-P) + m(2P-1)^2 * \hat{P}(1-\hat{P}) + 4P\hat{P}(1-P)*(1-\hat{P})]}{m^2} \quad (14)$$

$$Var(SR) = \frac{SRI*(1-SRI)}{m} \quad (15)$$

El Test DA tiene como supuesto que los valores obtenidos de la aplicación del test se distribuyen según una función normal, por lo tanto, los puntos críticos con un 95% de confianza son  $[-1,96; +1,96]$ . Este intervalo representa la zona de no rechazo de la hipótesis nula “H0”; si se rechaza la hipótesis nula, entonces se probará que los resultados obtenidos no son producto del azar.

# CAPÍTULO IV



#### 4 Resultados

El análisis de la serie de valores de precios de cierre del cobre que se pueden observar en la tabla 4, se observa, que el precio del cobre entregó como resultado un coeficiente de asimetría negativo, esto significa que la distribución presenta valores que tienden agruparse hacia la derecha de la curva, en otras palabras, por sobre la media. También, otro estadístico a destacar es el valor de la curtosis, el cual resulto ser positivo, esto quiere decir que la distribución de los valores observados adoptó una forma leptokurtósica, dicho de otra manera, la distribución o el polígono es más picudo o elevado.

Tabla 4: *Estadísticos descriptivos*

<b>Estadísticos descriptivos valores de cierres diarios del cobre</b>	
Media	273,71
Varianza	1569,64
Desviación estándar	39,62
Asimetría	-0,2871
Curtosis	1,7677
Mediana	274,74
Desviación absoluta de la media	34,53
Moda	265,81
Mínimo	195,52
Máximo	337,45
Rango	141,92
Cuenta	1264
Suma	345971,32

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se presenta el mejor modelo multivariado dinámico para cada caso de estudio de acuerdo con el PPS:

$$\Delta\text{Cobre}_t = \alpha_1 \cdot \Delta\text{Cobre}_{t-1} + \alpha_2 \cdot \Delta\text{Cobre}_{t-2} + \alpha_3 \cdot \Delta\text{Cobre}_{t-3} + \alpha_4 \cdot \Delta\text{Cobre} + \beta_1 \cdot \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \cdot \varepsilon_{t-2} + \beta_3 \cdot \varepsilon_{t-3} + \beta_4 \cdot \varepsilon_{t-4} + \varepsilon_t \quad (16)$$

En la tabla 5 se muestran los coeficientes  $\alpha_i$  y  $\beta_i$  del mejor modelo, en términos del porcentaje de predicción de signo (PPS) que se obtuvo con el modelo, que maximicen el PPS, estos datos se obtuvieron luego de haber corrido el modelo utilizando fuerza bruta, alcanzando 3 millones de iteraciones, logrando con esto los mejores coeficientes para maximizar el PPS.

Tabla 5: *Resumen de parámetros*

**Resumen de los parámetros  
estimados para el cobre.**

Variables	Coeficiente
Alfa 1	-0,961079093
Alfa 2	0,625201745
Alfa 3	-0,254146752
Alfa 4	-0,430917829
Alfa 5	-0,668202803
Alfa 6	0,04223641
Alfa 7	0,078034643
Alfa 8	-0,585634455
Alfa 9	-0,860557187
Alfa 10	0,674298695
Alfa 11	-0238827107
Alfa 12	-0,59744609

Fuente: elaboración propia

En cuanto a la Tabla 6 se expone el mejor modelo producido por ARIMA optimizado con fuerza bruta el cual arrojó un porcentaje de predicción de signo de un 48% para los valores del precio del cobre. Esta capacidad predictiva, estimada en un conjunto extramuestral de 1265 datos diarios, no resultó estadísticamente significativa en cada uno

de los valores, de acuerdo con la prueba de acierto direccional (DA), rechazándose así la hipótesis de que si existe capacidad predictiva en los modelos ARIMA con fuerza bruta para el caso del precio del cobre.

Tabla 6: *Resumen prueba DA*

<b>Resumen de los resultados (porcentaje)</b>		
<b>Modelo</b>	<b>PPS</b>	<b>Prueba DA<sup>a</sup></b>
Cobre	48%	0,17

<sup>a</sup> El valor de z crítico es de 1.96 y 1.64, para una significación de 5% y 10%, respectivamente.

Finalmente, el valor del test DA se compara con el valor crítico de una tabla de distribución normal ( $z^*$ , el cual es del 1,96, para un nivel de significancia de 5%. Debido a que el valor absoluto del test DA es menos que  $Z^*$ , no se rechaza la hipótesis nula que plantea que la proyección basada en el modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta aplicado en el cobre y el valor observado 0,17 son independientes y, en consecuencia, se concluye que el modelo no tiene capacidad para predecir el signo de las variaciones del precio del cobre observado.

Por lo expuesto en la Tabla 6 y lo mencionado anteriormente se pudo confirmar que el modelo ARIMA construido con fuerza bruta obtuvo un porcentaje de predicción de signo menor al 60% por lo tanto no se logra rechazar la hipótesis nula, confirmando con esto que el modelo no tiene una capacidad predictiva para el cobre.

En este estudio, para la selección del mejor modelo ARIMA del universo infinito de combinaciones, la computadora demoró cerca de 15 días en conseguir el mejor resultado. Por lo tanto, se comprueba que utilizar el método de fuerza bruta con una gran cantidad de datos en un equipo de alta tecnología no es altamente eficiente debido al tiempo transcurrido y las posibles eventualidades que puedan suceder. Por lo que no resulta factible construir un modelo predictivo con una capacidad de predicción superior al 60% para el caso del cobre, optimizado con 3 millones de iteraciones con fuerza bruta.

# **CAPÍTULO V**

## 5 Conclusiones

La presente investigación permitió determinar que el modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta aplicado en el cobre, tiene una capacidad de predicción del signo de un 48%, el cual no presenta significancia estadística según el resultado obtenido en el test DA.

Además los resultados de la prueba de acierto direccional de Pesaran y Timmermann (1992), el cual es “útil cuando se está evaluando la capacidad predictiva de un modelo de signo” (Parisi, F., Parisi A., 2010, p.533), indicaron que los modelos ARIMA no presentaron una capacidad predictiva estadísticamente significativa, por lo tanto no se rechaza la hipótesis nula que plantea que la proyección basada en el modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta aplicado sobre el precio cobre y el valor observado 0,17 son independientes.

En relación a la predicción del cobre la doctora en economía Viviana Fernández sostiene que: “En general, la predictibilidad, no solamente del cobre, sino que también de otros tipos de commodities, son a plazos mayores, a seis meses o un año, y en ese aspecto es donde empiezan a primar variables que pueden estar ligadas a la macroeconomía, por ejemplo, los tipos de cambio, las tasas de interés, también la importancia de variables fundamentales ligadas a los commodities, a través de inventarios.” Entrevista a Diario la tercera 19 de octubre 2018.

Todas estas observaciones se relacionan también con lo expuesto en el artículo “Forecasting commodity Price indexes using macroeconomic and financial predictors” en este estudio se utilizaron los precios de cierre mensuales desde 1947 al 2010, además, se consideraron 16 variables, tanto macroeconómicas como financieras. A través de esto se concluyó que para poder predecir el precio de algunos commodities, dentro de estos el cobre, es necesario utilizar una gran cantidad de variables, sus precios históricos y, además, tener en cuenta los ciclos económicos.

Para finalizar, de acuerdo a los resultados obtenidos, queda abierta la línea de investigación para que se sigan desarrollando estudios y modelos para la PPS del cobre, y así llegar a construir un modelo predictivo óptimo con una capacidad de predicción superior al 60%.

## Bibliografía

Alonso, J., & García, J. (2009). ¿Qué tan buenos son los patrones del IGBC para predecir su comportamiento? Una aplicación con datos de alta frecuencia. *Estudios Gerenciales*, 13-36.

Ariely, D. (2008). Predictably irrational: the hidden forces that shape our decisions: HarperCollins New York.

Ayala, L., Letelier, S. Y Zagal, P. (2009). *Modelo de Redes Neuronales para la Predicción de la Variación del Valor de la Acción de First Solar* (Seminario de título Ingeniero comercial). Facultad de economía y negocios, Universidad de Chile, Santiago.

Barberis N., 2000, Investing for the Long Run when Returns Are Predictable, *The Journal of Finance*, Vol LV, (1), 225 – 264.

Bondt, W. & Thaler, R (1985). Does The Stock Market Overreact? *The Journal of finance*. Vol. 40, No. 3, Papers and proceedings of the forty-third annual meeting American finance association, Dallas, Texas, (Jul., 1985), 793-805.

Box, G., & Jenkins, G. (1976). *Time series analysis: Forecasting and Control*. San Francisco: Holden Day.

Boyacioglu, M. A. y Avci, D. (2010). An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, Vol 37 (12), 7908-7912.

Brooks, C. 2008. *Introductory econometrics for finance*. 2nd ed. Cambridge University Press. Cambridge, Massachusetts, USA.

Caridad, M., Beltrán, L. (2015). Optimización del proceso de enriquecimiento proteico del bagazo de caña de azúcar. *Tecnología Química*, Vol 35(1), 21-34.

Ceballos, S., Pire, R. (2015). Estimación del precio internacional del arroz (Oryza sativa L.) bajo el modelo ARIMA. *Revista Mexicana de ciencias agrícolas*, (11), 2083-2089.

Chirivella, V.: Apuntes de Econometría. n0. 12059-C. Ed. Universitat Politècnica de Valencia, Valencia, 2008.

Chopra, N., Lakonishok, J., & Ritter, J. R. (1992). Measuring abnormal performance: do stocks overreact? *Journal of financial economics*, 235- 268

Conrad, J., Kaul, G. (1988). Time-variation in expected returns. *The journal of business*, Vol 61 (4), 409-425.

Cortés, E., & Figueroa, A. (2006), *Modelos Arimax y optimos de rolling para la predicción de variación del precio de las acciones usando índices de mercado y sectoriales*, Tesis de Magíster en Finanzas, Universidad de Chile.

Donoso, M. (2014). El Mercado del cobre chileno frente a la problemática financiera internacional. *Ingeniare*, Vol 22 (1), 99-115.

Durán, G. (2006). *Investigación de operaciones, modelos matemáticos y optimización*. Obtenido de: [http://old.dii.uchile.cl/~gduran/docs/charlas/junaeb\\_willy\\_8.pdf](http://old.dii.uchile.cl/~gduran/docs/charlas/junaeb_willy_8.pdf).

Duran, G. (2016). *Introducción a los algoritmos genéticos*. Obtenido de: [http://bioinformatica.uab.cat/base/documents/genetica\\_gen/portfolio/Introducci%C3%B3n%20a%20los%20algoritmos%20gen%C3%A9ticos%202016\\_5\\_11P20\\_38\\_44.pdf](http://bioinformatica.uab.cat/base/documents/genetica_gen/portfolio/Introducci%C3%B3n%20a%20los%20algoritmos%20gen%C3%A9ticos%202016_5_11P20_38_44.pdf)

Fama, E.F. (1965): "Random Walks in Stock Markets". *Financial Analyst Journal*. Sept-oct. Págs. 55-59

Fama, E. 1970. "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work", *The Journal of Finance*, vol. 25, 383-417.

Fama, E. & French K. R. (1988). Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of political economy*, Vol 96(2), 247-273.

Fama y French (1992). "The Cross-Section of Expected Stock Returns". *Journal of Finance*, Vol. 47, Blackwell Publishing, Oxford.

Fama, E. (1997): "Market efficiency, long-term returns and behavioral finance", págs. 1-31, Graduate School of Business, University of Chicago.

Ferson, W, & Harvey, C. (1991). The variation of economic risk premiums. *Journal of political economy*, Vol 99(2), 385-415.

Ferson, W. y Schadt, R. (1996), Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions, *Journal of Finance*, Vol 51(2), 425-462.

Francis Crick (D. Dennett, 1984), *Técnicas de Computación Evolutiva*. Septiembre 2017, Elbow Room: the varieties of free will worth wanting, recuperado en: [http://recursos.salonesvirtuales.com/assets/bloques//francis\\_crick.pdf](http://recursos.salonesvirtuales.com/assets/bloques//francis_crick.pdf)

Hodgson, A., & Nicholls, D. (1991). The impact of index futures markets on australian sharemarket volatility. *Journal of business finance & accounting*, Vol 18 (2), 267-280.

Hyme, Pauline (2003). La teoría de los mercados capitales eficientes. Un examen crítico. *Cuadernos de Economía*, Vol 22 (39), 57-83.

Kahneman, D. Y Tversky, A. (1979): "Prospect theory: an analysis of decision under risk", *Econometrica* 47, pp 263-291.

*Kahneman, D. Y Tversky, A. (1983): "Choices, Values and Frames", American Psychologist, Vol. 39, nº 4, págs. 341-350, University of British Columbia/Stanford University*

Leung, Mark T., Hazem Daouk y An- Sing Chen (2000), Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models. *International journal of forecasting*, Vol 16, 173-190.

Lo, A., & Mackinlay, A. (1988). Stock market prices do not follow random walks: evidence from a simple specification test. *The review of financial studies*, Vol 1 (1), 41-66.

Márquez, A. (2006), *Redes Neuronales con Rasgos de Conciencia: Aplicación en la predicción de signo de cambios de precios en los componentes del Dow Jones Industrial Average Index*. Santiago: Universidad de Chile.

Matich, D. (2009). *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Universidad Tecnológica Nacional, Argentina.



Mendes Da Silva, W., Da Costa Jr., N., Ayres, L., Rocha, M. Y Norvilitis, J. (2015): “Behavioral finance: advances in the last decade”, *Revista de administracao de empresas*, vol. 55 (1), 10-13.

Nacelle, A. (2009), *Redes neuronales artificiales*. Junio 2009, núcleo de ingeniería biomédica facultades de medicina e ingeniería, universidad de la república, Uruguay.

Nyce, C. (2007). *Predictive Analytics*. American Institute for Chartered Property Casualty Underwriters, 1.

O’ Connor, M., Remus y K.Griggs (1997), Going up-going down: how good are people at forecasting trends and changes in trends? *Journal of forecasting*, Vol 16(3), 165-176.

Pai, P., & Lin, C. (2004). A hybridarima and support vector machines model in stock price forecasting. *Omega*, 497-505.

Pajouh, Danech. Methodology for traffic forescating. The French National Institute for Transport and Safety Research (INRETS). Arcuel. 2002.

Parisi, A. (2015). *Modelo predictivo accionario adoptando fuerza bruta*. Documento de trabajo Programa Magister Dirección de Empresas (MDE), Universidad del Bío Bío, Chile. 7Pág

Parisi, A., Améstica, L., & Chileno, E. (2016). Modelo predictivo para variaciones de precio del petróleo. Optimización de ARIMA utilizando fuerza bruta operacional. *Conference Paper*.

Parisi, Améstica-Rivas y Chileno (2019). Predicción de variaciones de precio del petróleo con modelo de optimización ARIMA, innovando con fuerza bruta operacional. *TEC Empresarial*, 13 (1), en prensa 1-24

Parisi, A., Améstica, L., & Lobos, F. (2016). Modelos ARIMA para opciones binarias en el índice bursátil Nasdaq. Optimización utilizando fuerza bruta operacional. *XVI international finance conference Santiago Chile*, 0-7.

Parisi, A., Parisi, F. & Guerrero, J. L. (2003). Modelos Predictivos de Redes Neuronales en Índices Bursátiles, *El Trimestre Económico, México*.

Parisi, A., y Gutiérrez, M. (2004). *Administración de carteras con Redes Neuronales mediante metodología Rolling*. Santiago: Universidad de Chile.

Parisi, F., Parisi, A. (2010). *Teoría de Inversiones*. Chile: Copygraph

Parisi, A., Parisi, F. y Cornejo, E. (2004), Algoritmos genéticos y modelos multivariados recursivos en la predicción de índices bursátiles de América del Norte: IPC, TSE, Nasdaq y DJI. *El Trimestre Económico, Vol 71 (284)*, 789-809.

Parisi, A., Parisi F. y Díaz, D. (2006). Modelos de algoritmos genéticos y redes neuronales en la predicción de índices bursátiles asiáticos, *cuadernos de economía, Vol 43 (128)*, 251-284.

Pesaran, M., Timmermann, A. (1992). *A Simple Nonparametric Test of Predictive Performance. Journal of Business & Economic Statistics*, 1992, vol. 10, issue 4, 561-65.

Poterba, J. & Summers L. (1988). Mean reversion in stock prices: Evidence and Implications. *Journal of Financial Economics, Vol 22 (1)*, 27-59.

Quevedo, A., Aguado, J., Castro, M., Ramón, A., Vásquez, M., Zamora, Patricia. (2016). Predicción de variables meteorológicas por medio de modelos ARIMA, *Agrociencia, Vol 50 (1)*, 1-13.

Reyes, D. (2011). Descripción y Aplicaciones de los Autómatas Celulares, *Departamento de Aplicación de Microcomputadoras Universidad Autónoma de Puebla*.

Riveros, D. (2015). Aplicación de la investigación de operaciones al problema de la distribución a una empresa logística. Obtenido de: [http://cybertesis.unmsm.edu.pe/bitstream/cybertesis/4365/1/Riveros\\_vd.pdf](http://cybertesis.unmsm.edu.pe/bitstream/cybertesis/4365/1/Riveros_vd.pdf)

Roberts, H. (1967): "Statistical versus Clinical Prediction of the Stock Market". Documento no publicado, citado por Brealey y Myers (1993).

Swell, M. (2007). Behavioral finance. Recuperado de <http://www.behaviouralfinance.net/behavioural-finance.pdf>

Sewell, M.(2007).Behavioral finance. Recuperado de: <http://www.behaviouralfinance.net/behavioural-finance.pdf>

Shiller, R. J. (2003): “Exuberancia irracional”, Madrid, Turner Publicaciones.

Shumway, R.H. y Stoffer, D.S.: Time Series Analysis and its Applications with R Examples. Springer, New York, 2006.

Simon, H. (1955): “A behavioral model of rational choice”, *The Quarterly of economics*, págs. 99-118.

Tversky, A. Y Kahneman, D. (1986): “Rational choice and the framing of decisions” *The of Business*, vol 59(4) part 2, 251-278, The Behavioral foundations of economic theory, Chicago.

Viego, V., & Broz, D. (2012). *Un modelo de predicción de precios forestales basados en la metodología Box-Jenkins*. Argentina: Técnicas Forestales de Entre Ríos.

Wu, Y. & Zhang, H. (1997). Forward premiums as unbiased predictors of future currency depreciation: A non-parametric analysis. *Journal of International Money and Finance*, Vol 16 (4),609-623.

# Anexos

**ANEXO 1**

**Precios históricos del cobre, extraídos desde la página web de Cochilco.**

Fecha	Cierre	Fecha	Cierre	Fecha	Cierre	Fecha	Cierre
24-09-2013	323,89	01-11-2013	329,1	11-12-2013	325,2	23-01-2014	330,44
25-09-2013	324,55	04-11-2013	325,68	12-12-2013	327,95	24-01-2014	328,4
26-09-2013	327,52	05-11-2013	323,8	13-12-2013	327,43	27-01-2014	328,17
27-09-2013	328,97	06-11-2013	326,59	16-12-2013	332,28	28-01-2014	327,27
30-09-2013	330,69	07-11-2013	322,91	17-12-2013	330,49	29-01-2014	326,99
01-10-2013	327,45	08-11-2013	323,21	18-12-2013	327,95	30-01-2014	324,55
02-10-2013	324,59	11-11-2013	323,64	19-12-2013	327,43	31-01-2014	321,64
03-10-2013	327,29	12-11-2013	323,14	20-12-2013	329,51	03-02-2014	321,85
04-10-2013	324,23	13-11-2013	318,49	23-12-2013	328,9	04-02-2014	322,37
07-10-2013	325,27	14-11-2013	314,75	24-12-2013	330,22	05-02-2014	321,87
08-10-2013	328,02	15-11-2013	316,04	27-12-2013	334,52	06-02-2014	322,46
09-10-2013	323,91	18-11-2013	317,49	30-12-2013	335,07	07-02-2014	326,59
10-10-2013	322,62	19-11-2013	315,11	31-12-2013	335,41	10-02-2014	326,16
11-10-2013	323,18	20-11-2013	316,61	02-01-2014	337,45	11-02-2014	322,96
14-10-2013	326,84	21-11-2013	317,15	03-01-2014	332,73	12-02-2014	325,43
15-10-2013	325,95	22-11-2013	320,49	06-01-2014	331,73	13-02-2014	324,64
16-10-2013	324,7	25-11-2013	320,58	07-01-2014	333,57	14-02-2014	325,48
17-10-2013	325,32	26-11-2013	320,74	08-01-2014	334,21	17-02-2014	327,04
18-10-2013	328,47	27-11-2013	319,85	09-01-2014	330,31	18-02-2014	326,81
21-10-2013	327,74	28-11-2013	316,97	10-01-2014	330,37	19-02-2014	327,49
22-10-2013	329,31	29-11-2013	318,74	13-01-2014	331,37	20-02-2014	325,91
23-10-2013	326,61	02-12-2013	317,9	14-01-2014	333,07	21-02-2014	327,11
24-10-2013	324,77	03-12-2013	315,02	15-01-2014	331,53	24-02-2014	323,41
25-10-2013	323,23	04-12-2013	316,38	16-01-2014	333,19	25-02-2014	322,73
28-10-2013	324,82	05-12-2013	321,19	17-01-2014	334,73	26-02-2014	324,27
29-10-2013	327,29	06-12-2013	322,64	20-01-2014	332,94	27-02-2014	321,82
30-10-2013	330,01	09-12-2013	323,91	21-01-2014	332,57	28-02-2014	321,94
31-10-2013	328,13	10-12-2013	325,02	22-01-2014	332,35	03-03-2014	318,99

Fecha	Cierre
04-03-2014	319,1
05-03-2014	322,16
06-03-2014	319,99
07-03-2014	314,36
10-03-2014	304,63
11-03-2014	304,84
12-03-2014	294,74
13-03-2014	294,61
14-03-2014	294,38
17-03-2014	297,1
18-03-2014	293,54
19-03-2014	292,39
20-03-2014	291,86
21-03-2014	296,63
24-03-2014	295,29
25-03-2014	297,53
26-03-2014	297,33
27-03-2014	298,51
28-03-2014	302,41
31-03-2014	301
01-04-2014	300,82
02-04-2014	304,5
03-04-2014	299,64
04-04-2014	302,86
07-04-2014	299,85
08-04-2014	301,73
09-04-2014	300,75
10-04-2014	301,07

Fecha	Cierre
11-04-2014	303,27
14-04-2014	301,41
15-04-2014	300,73
16-04-2014	299,37
17-04-2014	300,78
22-04-2014	300,66
23-04-2014	301,41
24-04-2014	305,31
25-04-2014	307,79
28-04-2014	307,63
29-04-2014	307,08
30-04-2014	305
01-05-2014	302,57
02-05-2014	303,86
06-05-2014	305,72
07-05-2014	303,36
08-05-2014	303,48
09-05-2014	307,08
12-05-2014	314,34
13-05-2014	312,28
14-05-2014	316,45
15-05-2014	315,2
16-05-2014	315,25
19-05-2014	317,92
20-05-2014	314
21-05-2014	310,3
22-05-2014	315,04
23-05-2014	317,11

Fecha	Cierre
27-05-2014	318,42
28-05-2014	319,1
29-05-2014	316,15
30-05-2014	317,31
02-06-2014	317,65
03-06-2014	314,34
04-06-2014	310,03
05-06-2014	308,44
06-06-2014	302,12
09-06-2014	302,43
10-06-2014	303,7
11-06-2014	303,43
12-06-2014	305,04
13-06-2014	302,61
16-06-2014	305,49
17-06-2014	304,41
18-06-2014	305,68
19-06-2014	305,29
20-06-2014	307,42
23-06-2014	313,02
24-06-2014	312,91
25-06-2014	312,55
26-06-2014	314,63
27-06-2014	316,43
30-06-2014	315,47
01-07-2014	318,2
02-07-2014	319,78
03-07-2014	323

Fecha	Cierre
04-07-2014	324,73
07-07-2014	322,98
08-07-2014	324,55
09-07-2014	325,36
10-07-2014	322,5
11-07-2014	324,36
14-07-2014	324,52
15-07-2014	322,16
16-07-2014	322,59
17-07-2014	318,9
18-07-2014	318,72
21-07-2014	317,04
22-07-2014	320,26
23-07-2014	320,46
24-07-2014	324,36
25-07-2014	325,84
28-07-2014	323,5
29-07-2014	322,78
30-07-2014	321,6
31-07-2014	323,66
01-08-2014	321,05
04-08-2014	322,23
05-08-2014	322,07
06-08-2014	317,29
07-08-2014	316,63
08-08-2014	318,42
11-08-2014	317,99
12-08-2014	318,67

Fecha	Cierre
13-08-2014	314,14
14-08-2014	312,37
15-08-2014	310,82
18-08-2014	313,43
19-08-2014	314,54
20-08-2014	313,98
21-08-2014	317,65
22-08-2014	321,51
26-08-2014	321,87
27-08-2014	319,83
28-08-2014	319,01
29-08-2014	317,29
01-09-2014	316
02-09-2014	315,95
03-09-2014	314,2
04-09-2014	316,02
05-09-2014	316,29
08-09-2014	319,35
09-09-2014	314,66
10-09-2014	312,87
11-09-2014	309,76
12-09-2014	310,98
15-09-2014	310,71
16-09-2014	312,77
17-09-2014	315,63
18-09-2014	313,89
19-09-2014	311,55
22-09-2014	307,63

Fecha	Cierre
23-09-2014	308,31
24-09-2014	306,17
25-09-2014	306,9
26-09-2014	307,13
29-09-2014	305,52
30-09-2014	305,54
01-10-2014	306,4
02-10-2014	303,61
03-10-2014	302,32
06-10-2014	304,47
07-10-2014	304,59
08-10-2014	306,4
09-10-2014	306,95
10-10-2014	303,77
13-10-2014	308,53
14-10-2014	307,56
15-10-2014	307,58
16-10-2014	300,73
17-10-2014	300,69
20-10-2014	300,05
21-10-2014	302,09
22-10-2014	305,29
23-10-2014	304,75
24-10-2014	306,61
27-10-2014	308,47
28-10-2014	311,14
29-10-2014	310,94
30-10-2014	307,76

Fecha	Cierre
31-10-2014	310,05
03-11-2014	308,49
04-11-2014	304,16
05-11-2014	301,46
06-11-2014	303,05
07-11-2014	304,84
10-11-2014	305,52
11-11-2014	303,36
12-11-2014	306,29
13-11-2014	306,42
14-11-2014	303,68
17-11-2014	306,27
18-11-2014	303,18
19-11-2014	304,59
20-11-2014	303,36
21-11-2014	307,99
24-11-2014	305,31
25-11-2014	303,73
26-11-2014	301,59
27-11-2014	300,35
28-11-2014	295,54
01-12-2014	289,62
02-12-2014	292,79
03-12-2014	292,61
04-12-2014	294,43
05-12-2014	296,47
08-12-2014	293,27
09-12-2014	290,34

Fecha	Cierre
10-12-2014	293,75
11-12-2014	293,54
12-12-2014	296,04
15-12-2014	297,56
16-12-2014	289,85
17-12-2014	286,04
18-12-2014	288,05
19-12-2014	292,36
22-12-2014	291,5
23-12-2014	288,62
24-12-2014	288,53
29-12-2014	287,21
30-12-2014	287,12
31-12-2014	288,44
02-01-2015	286,17
05-01-2015	281,95
06-01-2015	280,82
07-01-2015	279,87
08-01-2015	282,61
09-01-2015	279
12-01-2015	278,1
13-01-2015	268,3
14-01-2015	255,24
15-01-2015	259,41
16-01-2015	256,73
19-01-2015	257,23
20-01-2015	261,29
21-01-2015	255,4

Fecha	Cierre
22-01-2015	260,45
23-01-2015	253,15
26-01-2015	249,02
27-01-2015	252,06
28-01-2015	248,82
29-01-2015	244,51
30-01-2015	249,7
02-02-2015	251,09
03-02-2015	258,32
04-02-2015	258,91
05-02-2015	253,79
06-02-2015	258,18
09-02-2015	257,01
10-02-2015	253,6
11-02-2015	256,08
12-02-2015	258,32
13-02-2015	259,95
16-02-2015	259,09
17-02-2015	256,98
18-02-2015	258,09
19-02-2015	259,45
20-02-2015	258,87
23-02-2015	256,6
24-02-2015	259,23
25-02-2015	263,31
26-02-2015	269,23
27-02-2015	266,74
02-03-2015	267,44

Fecha	Cierre
03-03-2015	265,58
04-03-2015	266,8
05-03-2015	265,62
06-03-2015	264,29
09-03-2015	263,08
10-03-2015	262,34
11-03-2015	262,45
12-03-2015	266,05
13-03-2015	265,81
16-03-2015	265,49
17-03-2015	261,5
18-03-2015	258,21
19-03-2015	264,67
20-03-2015	268,53
23-03-2015	276,4
24-03-2015	277,96
25-03-2015	278,26
26-03-2015	282,59
27-03-2015	278,78
30-03-2015	277,15
31-03-2015	274,45
01-04-2015	273,04
02-04-2015	272,22
07-04-2015	274,02
08-04-2015	274,65
09-04-2015	274,42
10-04-2015	274,65
13-04-2015	272,68

Fecha	Cierre
14-04-2015	268,37
15-04-2015	268,55
16-04-2015	274,6
17-04-2015	275,83
20-04-2015	272,25
21-04-2015	271,02
22-04-2015	268,84
23-04-2015	269,21
24-04-2015	273,31
27-04-2015	274,92
28-04-2015	276,26
29-04-2015	276,83
30-04-2015	283,27
01-05-2015	288,58
05-05-2015	290,75
06-05-2015	290,32
07-05-2015	291,98
08-05-2015	290,14
11-05-2015	288,62
12-05-2015	292,48
13-05-2015	291,02
14-05-2015	290,25
15-05-2015	288,3
18-05-2015	289,53
19-05-2015	284,4
20-05-2015	281,59
21-05-2015	283,04
22-05-2015	281,11

Fecha	Cierre
26-05-2015	278,26
27-05-2015	276,01
28-05-2015	277,46
29-05-2015	276,17
01-06-2015	270,82
02-06-2015	272,09
03-06-2015	271,79
04-06-2015	270,07
05-06-2015	268,73
08-06-2015	268,3
09-06-2015	271,66
10-06-2015	274,22
11-06-2015	267,89
12-06-2015	267,1
15-06-2015	261,29
16-06-2015	260,91
17-06-2015	260,77
18-06-2015	261,31
19-06-2015	256,87
22-06-2015	256,1
23-06-2015	259,68
24-06-2015	261,5
25-06-2015	259,25
26-06-2015	259,95
29-06-2015	261,59
30-06-2015	259,5
01-07-2015	261,07
02-07-2015	261,31



Fecha	Cierre
03-07-2015	261,34
06-07-2015	252,65
07-07-2015	246,78
08-07-2015	243,81
09-07-2015	252,92
10-07-2015	252,27
13-07-2015	254,26
14-07-2015	249,59
15-07-2015	253,88
16-07-2015	250,84
17-07-2015	247,89
20-07-2015	246,07
21-07-2015	248,36
22-07-2015	242,69
23-07-2015	242,22
24-07-2015	236,98
27-07-2015	235,41
28-07-2015	237,66
29-07-2015	240,49
30-07-2015	237,73
31-07-2015	236,78
03-08-2015	234,8
04-08-2015	236,57
05-08-2015	234,58
06-08-2015	234,28
07-08-2015	232,94
10-08-2015	233,6
11-08-2015	233,15

Fecha	Cierre
12-08-2015	231,47
13-08-2015	233,51
14-08-2015	233,87
17-08-2015	231,38
18-08-2015	226,82
19-08-2015	227,09
20-08-2015	229,54
21-08-2015	228,88
24-08-2015	221,72
25-08-2015	228,25
26-08-2015	224,94
27-08-2015	228,11
28-08-2015	231,11
01-09-2015	231,11
02-09-2015	230,9
03-09-2015	238,14
04-09-2015	233,85
07-09-2015	234,78
08-09-2015	239,5
09-09-2015	243,4
10-09-2015	244,94
11-09-2015	242,76
14-09-2015	241,49
15-09-2015	239,95
16-09-2015	242,67
17-09-2015	243,53
18-09-2015	243,03
21-09-2015	238,91

Fecha	Cierre
22-09-2015	232,74
23-09-2015	231,88
24-09-2015	228,88
25-09-2015	231,24
28-09-2015	225,21
29-09-2015	227,25
30-09-2015	231,01
01-10-2015	234,87
02-10-2015	230,47
05-10-2015	233,35
06-10-2015	234,73
07-10-2015	237,73
08-10-2015	234,05
09-10-2015	241,27
12-10-2015	241,99
13-10-2015	238,61
14-10-2015	239,41
15-10-2015	242,4
16-10-2015	239,04
19-10-2015	237,68
20-10-2015	235,37
21-10-2015	235,21
22-10-2015	239,22
23-10-2015	240,18
26-10-2015	237,36
27-10-2015	236,75
28-10-2015	234,92
29-10-2015	234,1

Fecha	Cierre
30-10-2015	232,94
02-11-2015	233,03
03-11-2015	233,55
04-11-2015	234,3
05-11-2015	229,2
06-11-2015	226,8
09-11-2015	226,34
10-11-2015	223,78
11-11-2015	223,67
12-11-2015	221,01
13-11-2015	218,86
16-11-2015	216,14
17-11-2015	213,19
18-11-2015	211,78
19-11-2015	209,11
20-11-2015	212,73
23-11-2015	204,82
24-11-2015	205,34
25-11-2015	205,98
26-11-2015	211,69
27-11-2015	210,29
30-11-2015	208,45
01-12-2015	209,51
02-12-2015	208,15
03-12-2015	205,25
04-12-2015	210,33
07-12-2015	208,31
08-12-2015	207,18

Fecha	Cierre
09-12-2015	209,56
10-12-2015	207,38
11-12-2015	211,69
14-12-2015	210,47
15-12-2015	208,02
16-12-2015	207,88
17-12-2015	206,38
18-12-2015	210,92
21-12-2015	212,78
22-12-2015	211,94
23-12-2015	212,28
24-12-2015	211,62
29-12-2015	212,51
30-12-2015	213,87
31-12-2015	213,28
04-01-2016	210,69
05-01-2016	210,78
06-01-2016	208,65
07-01-2016	204,75
08-01-2016	203,5
11-01-2016	199,69
12-01-2016	197,54
13-01-2016	198,67
14-01-2016	198,02
15-01-2016	195,52
18-01-2016	197,77
19-01-2016	201,42
20-01-2016	197,18

Fecha	Cierre
21-01-2016	198,49
22-01-2016	202,67
25-01-2016	202,03
26-01-2016	204,16
27-01-2016	204,46
28-01-2016	206,54
29-01-2016	206
01-02-2016	205,66
02-02-2016	208,9
03-02-2016	207,68
04-02-2016	212,51
05-02-2016	211,78
08-02-2016	207,41
09-02-2016	205,5
10-02-2016	204,43
11-02-2016	202,94
12-02-2016	203,59
15-02-2016	206,93
16-02-2016	207,9
17-02-2016	206,93
18-02-2016	207,61
19-02-2016	208,2
22-02-2016	213,01
23-02-2016	211,53
24-02-2016	207,99
25-02-2016	211,15
26-02-2016	212,33
29-02-2016	213,42

Fecha	Cierre
01-03-2016	214,37
02-03-2016	216,82
03-03-2016	219,09
04-03-2016	223,08
07-03-2016	226,8
08-03-2016	225,91
09-03-2016	223,87
10-03-2016	223,19
11-03-2016	224,12
14-03-2016	226,52
15-03-2016	223,17
16-03-2016	224,3
17-03-2016	228,11
18-03-2016	231,47
21-03-2016	230,4
22-03-2016	229,97
23-03-2016	229,54
24-03-2016	223,67
29-03-2016	224,05
30-03-2016	224,07
31-03-2016	220,24
01-04-2016	221,35
04-04-2016	218,45
05-04-2016	216,64
06-04-2016	216,59
07-04-2016	213,87
08-04-2016	211,1
11-04-2016	210,69

Fecha	Cierre
12-04-2016	213,89
13-04-2016	219,45
14-04-2016	219,11
15-04-2016	218,34
18-04-2016	217,63
19-04-2016	218,27
20-04-2016	224,01
21-04-2016	227,95
22-04-2016	227,5
25-04-2016	226,82
26-04-2016	223,87
27-04-2016	223,71
28-04-2016	222,83
29-04-2016	228,84
03-05-2016	224,98
04-05-2016	221,9
05-05-2016	218,9
06-05-2016	218,18
09-05-2016	214,98
10-05-2016	213,64
11-05-2016	215,37
12-05-2016	215,18
13-05-2016	211,37
16-05-2016	210,49
17-05-2016	210,19
18-05-2016	208,68
19-05-2016	208,47
20-05-2016	210,04

Fecha	Cierre
23-05-2016	207,38
24-05-2016	210,33
25-05-2016	210,29
26-05-2016	213,44
27-05-2016	214,35
31-05-2016	213,19
01-06-2016	208,7
02-06-2016	208,65
03-06-2016	212,64
06-06-2016	213,46
07-06-2016	208,15
08-06-2016	208,22
09-06-2016	206,2
10-06-2016	204,3
13-06-2016	204,8
14-06-2016	204,59
15-06-2016	210,1
16-06-2016	205,23
17-06-2016	205,09
20-06-2016	207,97
21-06-2016	208,06
22-06-2016	212,62
23-06-2016	215,32
24-06-2016	211,51
27-06-2016	212,83
28-06-2016	216,7
29-06-2016	216,82
30-06-2016	218,95

Fecha	Cierre
01-07-2016	216,98
04-07-2016	223,17
05-07-2016	219,56
06-07-2016	213,46
07-07-2016	214,32
08-07-2016	213,64
11-07-2016	215,28
12-07-2016	218,25
13-07-2016	223,1
14-07-2016	222,78
15-07-2016	224,32
18-07-2016	219,49
19-07-2016	223,98
20-07-2016	222,28
21-07-2016	224,69
22-07-2016	224,8
25-07-2016	223,17
26-07-2016	220,54
27-07-2016	220,88
28-07-2016	220,54
29-07-2016	220,13
01-08-2016	222,58
02-08-2016	221,6
03-08-2016	219,74
04-08-2016	217,13
05-08-2016	217,38
08-08-2016	217,54
09-08-2016	216,77

Fecha	Cierre
10-08-2016	221,1
11-08-2016	218,18
12-08-2016	215,28
15-08-2016	215,28
16-08-2016	217,63
17-08-2016	215,71
18-08-2016	217,84
19-08-2016	216,55
22-08-2016	214,64
23-08-2016	214,05
24-08-2016	211,31
25-08-2016	210,44
26-08-2016	209,65
30-08-2016	209,06
31-08-2016	208,77
01-09-2016	209,56
02-09-2016	208,97
05-09-2016	208,79
06-09-2016	209,7
07-09-2016	210,6
08-09-2016	209,45
09-09-2016	209,67
12-09-2016	207,43
13-09-2016	210,53
14-09-2016	212,94
15-09-2016	214,41
16-09-2016	214,71
19-09-2016	214,62

Fecha	Cierre
20-09-2016	214,66
21-09-2016	214,69
22-09-2016	218,43
23-09-2016	218,4
26-09-2016	217,45
27-09-2016	216,59
28-09-2016	218,06
29-09-2016	218,47
30-09-2016	219,18
03-10-2016	218,04
04-10-2016	217,29
05-10-2016	216,7
06-10-2016	215,09
07-10-2016	215,09
10-10-2016	217,09
11-10-2016	217,79
12-10-2016	217,95
13-10-2016	215,66
14-10-2016	211,94
17-10-2016	211,9
18-10-2016	211,62
19-10-2016	210,58
20-10-2016	210,17
21-10-2016	210,33
24-10-2016	209,58
25-10-2016	214,1
26-10-2016	213,98
27-10-2016	216,55

28-10-2016	217,13
31-10-2016	218,97
01-11-2016	220,56
02-11-2016	220,94
03-11-2016	223,08
04-11-2016	224,21
07-11-2016	228,25
08-11-2016	228,79
09-11-2016	241,99
10-11-2016	254,87
11-11-2016	267,62
14-11-2016	254,92
15-11-2016	247,12
16-11-2016	247,62
17-11-2016	246,12
18-11-2016	247,03
21-11-2016	251,09
22-11-2016	254,83
23-11-2016	252,38
24-11-2016	264,65
25-11-2016	264,1
28-11-2016	269,23
29-11-2016	262,09
30-11-2016	260,36
01-12-2016	261,86
02-12-2016	260,18
05-12-2016	265,42
06-12-2016	265,62

07-12-2016	267,78
08-12-2016	264,81
09-12-2016	264,17
12-12-2016	261,13
13-12-2016	261,52
14-12-2016	260,14
15-12-2016	257,75
16-12-2016	256,23
19-12-2016	252,24
20-12-2016	248,82
21-12-2016	249,41
22-12-2016	246,12
23-12-2016	248,66
28-12-2016	248,84
29-12-2016	250,11
30-12-2016	249,52
03-01-2017	252,83
04-01-2017	249,5
05-01-2017	254,51
06-01-2017	251,59
09-01-2017	251,81
10-01-2017	255,92
11-01-2017	258,98
12-01-2017	260,93
13-01-2017	262,95
16-01-2017	265,67
17-01-2017	261,79
18-01-2017	259,5

19-01-2017	259
20-01-2017	258,82
23-01-2017	261,95
24-01-2017	266,67
25-01-2017	266,12
26-01-2017	267,17
27-01-2017	265,22
30-01-2017	265,67
31-01-2017	268,57
01-02-2017	269,03
02-02-2017	267,76
03-02-2017	264,72
06-02-2017	262,45
07-02-2017	263,17
08-02-2017	266,03
09-02-2017	265,94
10-02-2017	266,35
13-02-2017	277,19
14-02-2017	278,73
15-02-2017	272,88
16-02-2017	272,84
17-02-2017	269,39
20-02-2017	272,25
21-02-2017	273,7
22-02-2017	271,07
23-02-2017	271,75
24-02-2017	266,76
27-02-2017	268,84

28-02-2017	269,25
01-03-2017	273,97
02-03-2017	271,88
03-03-2017	268,07
06-03-2017	265,62
07-03-2017	263,4
08-03-2017	262,27
09-03-2017	256,51
10-03-2017	259,21
13-03-2017	262,81
14-03-2017	260,68
15-03-2017	265,35
16-03-2017	268,12
17-03-2017	267,12
20-03-2017	267,21
21-03-2017	261,52
22-03-2017	259,09
23-03-2017	262,65
24-03-2017	262,29
27-03-2017	257,35
28-03-2017	261,93
29-03-2017	265,22
30-03-2017	265,81
31-03-2017	265,31
03-04-2017	263,85
04-04-2017	259,66
05-04-2017	263,47
06-04-2017	266,28

Fecha	Cierre
07-04-2017	261,72
10-04-2017	259,95
11-04-2017	260,63
12-04-2017	257,87
13-04-2017	256,51
18-04-2017	254,94
19-04-2017	254,03
20-04-2017	254,53
21-04-2017	254,06
24-04-2017	254,56
25-04-2017	256,39
26-04-2017	257,53
27-04-2017	257,94
28-04-2017	258,03
02-05-2017	260,66
03-05-2017	255,67
04-05-2017	251,43
05-05-2017	250,86
08-05-2017	247,93
09-05-2017	249,29
10-05-2017	250,02
11-05-2017	253,13
12-05-2017	250,38
15-05-2017	253,38
16-05-2017	253,29
17-05-2017	252,88
18-05-2017	249,02
19-05-2017	253,83

Fecha	Cierre
22-05-2017	257,5
23-05-2017	256,76
24-05-2017	256,85
25-05-2017	256,96
26-05-2017	257,23
30-05-2017	254,37
31-05-2017	254,71
01-06-2017	255,67
02-06-2017	252,17
05-06-2017	253,4
06-06-2017	251,31
07-06-2017	252,9
08-06-2017	256,17
09-06-2017	260,32
12-06-2017	260,91
13-06-2017	256,69
14-06-2017	257,84
15-06-2017	255,69
16-06-2017	256,53
19-06-2017	257,96
20-06-2017	257,35
21-06-2017	256,28
22-06-2017	260,18
23-06-2017	261,9
26-06-2017	261,77
27-06-2017	262,58
28-06-2017	264,08
29-06-2017	267,87

Fecha	Cierre
30-06-2017	267,96
03-07-2017	267,35
04-07-2017	265,22
05-07-2017	263,9
06-07-2017	264,38
07-07-2017	263,49
10-07-2017	262,18
11-07-2017	262,86
12-07-2017	266,83
13-07-2017	267,71
14-07-2017	265,71
17-07-2017	270,59
18-07-2017	269,46
19-07-2017	270,16
20-07-2017	268,98
21-07-2017	272,22
24-07-2017	272,16
25-07-2017	278,96
26-07-2017	282,95
27-07-2017	286,9
28-07-2017	284,99
31-07-2017	287,9
01-08-2017	285,79
02-08-2017	285,76
03-08-2017	285,31
04-08-2017	287,12
07-08-2017	287,26
08-08-2017	288,67

Fecha	Cierre
09-08-2017	293,25
10-08-2017	291,05
11-08-2017	288,19
14-08-2017	288,08
15-08-2017	289,48
16-08-2017	291,8
17-08-2017	293,02
18-08-2017	292,7
21-08-2017	295,49
22-08-2017	298,65
23-08-2017	297,33
24-08-2017	298,33
25-08-2017	304,54
29-08-2017	308,31
30-08-2017	306,4
31-08-2017	308,08
01-09-2017	307,35
04-09-2017	311,75
05-09-2017	313,16
06-09-2017	311,35
07-09-2017	310,37
08-09-2017	307,54
11-09-2017	305,59
12-09-2017	299,44
13-09-2017	296,06
14-09-2017	291,14
15-09-2017	292,88
18-09-2017	294,25

Fecha	Cierre
19-09-2017	294,47
20-09-2017	295,74
21-09-2017	290,64
22-09-2017	290,53
25-09-2017	291,02
26-09-2017	291,34
27-09-2017	291,48
28-09-2017	290,53
29-09-2017	294,15
02-10-2017	292,79
03-10-2017	292,43
04-10-2017	292,7
05-10-2017	295,33
06-10-2017	301,14
09-10-2017	299,69
10-10-2017	301,23
11-10-2017	303,23
12-10-2017	309,03
13-10-2017	311,07
16-10-2017	320,37
17-10-2017	319,6
18-10-2017	316,22
19-10-2017	313,89
20-10-2017	317,9
23-10-2017	315,66
24-10-2017	320,85
25-10-2017	316,18
26-10-2017	315,93

Fecha	Cierre
27-10-2017	309,87
30-10-2017	309,49
31-10-2017	308,53
01-11-2017	313,8
02-11-2017	310,94
03-11-2017	313,64
06-11-2017	313,09
07-11-2017	311,3
08-11-2017	308,99
09-11-2017	307,4
10-11-2017	308,31
13-11-2017	306,99
14-11-2017	309,46
15-11-2017	304,61
16-11-2017	306,81
17-11-2017	305,2
20-11-2017	306,27
21-11-2017	309,71
22-11-2017	311,73
23-11-2017	312,77
24-11-2017	316,04
27-11-2017	312,62
28-11-2017	308,44
29-11-2017	306,47
30-11-2017	306,67
01-12-2017	305,45
04-12-2017	308,76
05-12-2017	301,41

Fecha	Cierre
06-12-2017	296,6
07-12-2017	296,22
08-12-2017	296,58
11-12-2017	296,99
12-12-2017	300,01
13-12-2017	303,23
14-12-2017	304,95
15-12-2017	305,52
18-12-2017	310,44
19-12-2017	310,48
20-12-2017	314,11
21-12-2017	316,47
22-12-2017	318,38
27-12-2017	323,87
28-12-2017	327,31
29-12-2017	324,64
02-01-2018	325,72
03-01-2018	322,75
04-01-2018	326,7
05-01-2018	321,91
08-01-2018	321,35
09-01-2018	321,69
10-01-2018	323,89
11-01-2018	323,09
12-01-2018	320,71
15-01-2018	325,68
16-01-2018	318,56
17-01-2018	319,65

Fecha	Cierre
18-01-2018	319,65
19-01-2018	321,1
22-01-2018	319,74
23-01-2018	313,21
24-01-2018	314,93
25-01-2018	322,59
26-01-2018	320,4
29-01-2018	320,33
30-01-2018	319,74
31-01-2018	322,07
01-02-2018	318,74
02-02-2018	320,51
05-02-2018	319,78
06-02-2018	320,24
07-02-2018	317,79
08-02-2018	310,17
09-02-2018	306,4
12-02-2018	307,83
13-02-2018	313,34
14-02-2018	315,79
15-02-2018	321,96
16-02-2018	324,73
19-02-2018	321,73
20-02-2018	318,74
21-02-2018	317,65
22-02-2018	318,97
23-02-2018	320,85
26-02-2018	322,55

Fecha	Cierre
27-02-2018	318,78
28-02-2018	315,38
01-03-2018	310,8
02-03-2018	312,21
05-03-2018	310,71
06-03-2018	316,09
07-03-2018	311,75
08-03-2018	309,8
09-03-2018	308,81
12-03-2018	311,03
13-03-2018	312,21
14-03-2018	318,2
15-03-2018	312,32
16-03-2018	314,02
19-03-2018	308,06
20-03-2018	307,72
21-03-2018	302,77
22-03-2018	306,02
23-03-2018	302
26-03-2018	294,84
27-03-2018	301,25
28-03-2018	299,44
29-03-2018	303,23
03-04-2018	306,45
04-04-2018	300,51
05-04-2018	306,95
06-04-2018	304,04
09-04-2018	306,95

Fecha	Cierre
10-04-2018	312,43
11-04-2018	314,36
12-04-2018	306,45
13-04-2018	309,8
16-04-2018	308,96
17-04-2018	307,72
18-04-2018	314,61
19-04-2018	314,88
20-04-2018	314,75
23-04-2018	314,02
24-04-2018	316,93
25-04-2018	315,72
26-04-2018	312,32
27-04-2018	308,31
30-04-2018	307,67
01-05-2018	307,42
02-05-2018	307,76
03-05-2018	310,12
04-05-2018	307,67
08-05-2018	304,9
09-05-2018	307,81
10-05-2018	311,26
11-05-2018	311,57
14-05-2018	309,71
15-05-2018	309,46
16-05-2018	307,24
17-05-2018	310,17
18-05-2018	307,69

Fecha	Cierre
21-05-2018	311,21
22-05-2018	314,41
23-05-2018	308,44
24-05-2018	310,03
25-05-2018	312,34
29-05-2018	310,33
30-05-2018	308,9
31-05-2018	309,58
01-06-2018	309,08
04-06-2018	314,57
05-06-2018	316,2
06-06-2018	324,18
07-06-2018	328,65
08-06-2018	329,42
11-06-2018	327,65
12-06-2018	326,61
13-06-2018	326,65
14-06-2018	326,45
15-06-2018	323,68
18-06-2018	316,93
19-06-2018	309,35
20-06-2018	309,3
21-06-2018	308,49
22-06-2018	308,94
25-06-2018	307,67
26-06-2018	304,45
27-06-2018	303,36
28-06-2018	301,64

Fecha	Cierre
29-06-2018	301,46
02-07-2018	299,14
03-07-2018	298,67
04-07-2018	292,98
05-07-2018	290,28
06-07-2018	286,94
09-07-2018	289,53
10-07-2018	286,13
11-07-2018	280,41
12-07-2018	280
13-07-2018	279,69
16-07-2018	278,64
17-07-2018	278,57
18-07-2018	275,24
19-07-2018	271,34
20-07-2018	275,47
23-07-2018	279,1
24-07-2018	279,73
25-07-2018	283,59
26-07-2018	283,72
27-07-2018	283,56
30-07-2018	280,55
31-07-2018	281,82
01-08-2018	278,37
02-08-2018	275,01
03-08-2018	279,73
06-08-2018	273,97
07-08-2018	278,14

Fecha	Cierre
08-08-2018	277,28
09-08-2018	283,36
10-08-2018	277,6
13-08-2018	275,83
14-08-2018	274,83
15-08-2018	265,03
16-08-2018	265,81
17-08-2018	265,08
20-08-2018	270,48
21-08-2018	273,31
22-08-2018	272,16
23-08-2018	268,1
24-08-2018	272,2
28-08-2018	277,51
29-08-2018	275,1
30-08-2018	275,17
31-08-2018	273,02
03-09-2018	269,93
04-09-2018	264,13
05-09-2018	265,35
06-09-2018	269,43
07-09-2018	266,85
10-09-2018	264,92
11-09-2018	265,31
12-09-2018	267,21
13-09-2018	271,75
14-09-2018	269,73
17-09-2018	265,81

Fecha	Cierre
18-09-2018	272,29
19-09-2018	274,74
20-09-2018	274,74
21-09-2018	281,36
24-09-2018	286,67



**ANEXO 2****Códigos de programación visual basic para el modelo ARIMA con fuerza bruta.**

---

```
Sub Arimacobre()  
  Max = 0  
  For x = 1 To 3000000  
    Cells(1, 5) = x  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha1 = Cells(1, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha2 = Cells(2, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha3 = Cells(3, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha4 = Cells(4, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha5 = Cells(5, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha6 = Cells(6, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha7 = Cells(7, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha8 = Cells(8, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha9 = Cells(9, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha10 = Cells(10, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha11 = Cells(11, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then alpha12 = Cells(12, 10)  
    If Cells(1, 12) > Max Then Max = Cells(1, 12)  
  
    Cells(1, 8) = alpha1  
    Cells(2, 8) = alpha2  
    Cells(3, 8) = alpha3  
    Cells(4, 8) = alpha4  
    Cells(5, 8) = alpha5  
    Cells(6, 8) = alpha6  
    Cells(7, 8) = alpha7  
    Cells(8, 8) = alpha8  
    Cells(9, 8) = alpha9  
    Cells(10, 8) = alpha10  
    Cells(11, 8) = alpha11  
    Cells(12, 8) = alpha12  
  
  Next x  
  
  ,  
  ,  
End Sub
```

---