



**SEMINARIO DE TÍTULO PARA OPTAR AL TÍTULO DE  
INGENIERO COMERCIAL**

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

*Autores:* José Ignacio Martínez Riquelme  
Lucas Isaac Carvajal Martínez  
*Profesor Guía:* Luis Améstica Rivas  
*Profesor Co – Guía:* Antonino Parisi Fernández

**Chillán, Diciembre 2017**



UNIVERSIDAD DEL BÍO-BÍO  
FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES  
ESCUELA INGENIERÍA COMERCIAL

Chillán, 17 de enero de 2018.

### Informe: Memoria de Título

En relación a la evaluación de la Memoria para optar al Título de Ingeniero Comercial, denominada "MODELO PREDICTIVO PARA VARIACIONES DEL PRECIO DEL ORO. OPTIMIZACIÓN DE ARIMA UTILIZANDO FUERZA BRUTA OPERACIONAL" de los alumnos Sr. José Ignacio Martínez Riquelme y Lucas Isaac Carvajal Martínez.

Teniendo en cuenta las exigencias de la Carrera de Ingeniería Comercial y en especial las referidas a la actividad de titulación, la comisión de examinación califica el presente informe con 6,9 puntos (escala de 1 a 7).

Atentamente,

  
**Luis Améstica Rivas**  
Profesor Guía

  
**Edison Carnejo Saavedra**  
Profesor Informante

  
**Alvaro Acuña Hormazábal**  
Jefe de Carrera



c.c. - Jefe de Carrera de Ingeniería Comercial  
- Alumnos(as)  
- Archivo



## ***Agradecimientos***

*Agradecemos de manera especial a Dios y a nuestra familia, ya que son el principal cimiento en nuestra formación profesional. Por su apoyo constante e incondicional en los momentos más difícil de este proceso y por hacer de esta experiencia universitaria algo inolvidable.*

*Del mismo modo queremos hacer extensa nuestra gratitud a nuestros profesores guías, por el apoyo constante en el desarrollo de esta investigación, al Dr. Luis Améstica, por confiar en nuestras capacidades y por los consejos que hoy se plasman en esta investigación y al Dr. Antonino Parisi por enriquecer con sus conocimientos esta investigación.*



## ***Resumen***

Predecir los eventos futuros es quizás, una de las mayores ambiciones del ser humano, más aun cuando los resultados de esta predicción le permiten recibir beneficios económicos, y es en respuesta a esto que a lo largo de la historia ha nacido el interés por parte de la ciencia en el mundo de las finanzas de ganarle al mercado, y para ello se han utilizado una gran variedad de herramientas predictivas, pasando desde los más básicos, como un modelo econométrico simple, a modelos con mayor complejidad, como lo son los modelos que se apoyan en la inteligencia artificial. Y es en este ámbito en el que se desarrolla esta investigación, que tiene como objetivo comprobar si el modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta computacional es capaz de lograr un porcentaje de predicción aceptable para el cambio de signo en la variación del precio del oro, modelo que fue propuesto por Parisi (2015) y que en el caso específico de esta investigación se desarrolló con 3.000.000 de iteraciones.

Esta es una investigación con enfoque cuantitativo y carácter exploratorio, para la cual se utilizaron los precios de cierre semanales del oro comprendido entre el período, 4 de febrero de 2010 al 26 de diciembre del 2014, transados a nivel mundial, precios obtenidos desde la WGC, organización mundial de desarrollo de mercado para la industria del oro.

Para esto se buscó comprobar si los resultados son producidos por una verdadera predicción del modelo o solo es por situación del azar, obteniendo como principales resultados que el modelo y valor observado de la muestra son independientes y en consecuencia, se pudo concluir que sí es factible construir un modelo predictivo con una capacidad de predicción superior al 60% para el caso del oro, alcanzando específicamente una capacidad del 63% de predicción, resultado respaldado por la prueba de acierto direccional de Pesaran y Timmermann (1992), el cual alcanzó un 4,29, haciendo estos resultados estadísticamente significativos.

Dados los resultados obtenidos, nace la necesidad de dejar abierta la invitación para que se desarrollen más y nuevas investigaciones en este ámbito y poder enriquecer aún más esta línea investigativa.

**PALABRAS CLAVE:** Arima, Fuerza Bruta, oro, variaciones de precio, inversiones.

# Contenido

<i>Agradecimientos</i> .....	4
<i>Resumen</i> .....	6
<b>Lista de figuras</b> .....	9
<b>Acrónimos y abreviaturas</b> .....	10
<b>Introducción</b> .....	11
<b>CAPÍTULO I</b> .....	12
1. Formulación del problema .....	13
1.1. Objetivo General .....	14
1.2. Objetivos Específicos .....	14
<b>CAPÍTULO II</b> .....	15
Revisión de la Literatura .....	16
1.3. Hipótesis de Mercados Eficientes .....	21
1.4. Finanzas conductuales .....	22
1.5. Modelos predictivos .....	25
A. Modelos predictivos en las variaciones de precios .....	25
1.5.1. Teoría de Autómatas Celulares .....	26
1.5.2. Algoritmos Genéticos .....	28
1.5.3. Redes Neuronales .....	30
1.5.4. ARIMA .....	33
1.6. Modelos predictivos y commodities .....	35
1.7. Modelos de predicción de precios aplicados al oro .....	37
1.8. La técnica de la fuerza bruta .....	40
1.9. Características del mercado mundial del oro .....	43
1.9.1. Historia del oro .....	43
1.9.2. El sistema de Bretton Woods .....	44
1.9.3. Demanda de oro .....	44
1.9.4. Sectores de demanda de oro .....	45
1.9.5. Nuevos usos para el oro .....	46
1.9.6. Diversidad geográfica .....	47

1.9.7. Regulaciones e impuestos.....	48
1.9.8. El mundo y el oro .....	50
<b>CAPÍTULO III</b> .....	56
<b>3 Metodología</b> .....	57
3.1 Tipo de investigación y diseño .....	57
3.2 Población y muestra .....	57
3.3 Fuentes de Información .....	57
3.3.1 Recolección de datos. ....	58
3.4 Análisis estadísticos.....	59
3.4.1 Evaluación de la predicción.....	60
3.4.2 Evaluación estadística.....	61
<b>CAPÍTULO IV</b> .....	63
<b>4 Resultados</b> .....	64
<b>CAPÍTULO V</b> .....	68
<b>5 Conclusiones</b> .....	69
<b>Bibliografía</b> .....	71
<b>ANEXOS</b> .....	78
ANEXO 1 .....	79
Precios históricos del oro.....	79
ANEXO 2 .....	84
Tabla de proyección de signo del modelo ARIMA para el oro.....	84
ANEXO 3 .....	93
Códigos de programación visual basic para el modelo ARIMA con fuerza bruta.....	93

## **Lista de Tablas**

Tabla 1 .....	23
Tabla 2 .....	25
Tabla 3 .....	35
Tabla 4 .....	37
Tabla 5 .....	47
Tabla 6 .....	51
Tabla 7 .....	52
Tabla 8 .....	64
Tabla 9 .....	65
Tabla 10 .....	66

## **Lista de figuras**

Figura 1 .....	32
Figura 2 .....	53

## **Acrónimos y abreviaturas**

AIC:	Criterio estadístico de información de AKAIKE
ARIMA:	Modelo autor regresivo integrado de media móvil
ARMA:	Modelo autor regresivo de media móvil
BIC:	Criterio de información bayesiano
DA:	Prueba de acierto direccional de Pesaran y Timmermann
DJI:	Dow Jones Industry
DXY:	Dollar Index Spot
E.E.U.U:	Estados Unidos
ETF:	Fondos cotizados en bolsa
FMI:	Fondo monetario internacional
GARCH:	Heteroscedasticidad condicional autor regresiva generalizada
IPC:	Índice de precios y Cotizaciones
LMBA:	London Bullion Market Association
LME:	London Metal Exchange
MAPE:	Media error de porcentajes absolutos
NASA:	National Aeronautics and Space Administration
NASDAQ:	National Association of Securities Dealers Automated Quotation
OCDE:	Organización de cooperación y desarrollo económico
PE:	Procesos elementales
PIB:	Producto Interno Bruto
PPS:	Porcentaje de predicción de signo
RDT:	Pruebas de diagnóstico rápido
RNA:	Redes neuronales artificiales
S&P:	Standard and Poor`s Financial Services
S&P 500:	Standard and Poor`s 500
SIG:	Sistema de Información Geográfica
TSE:	Toronto Stock Exchange
VIH:	Virus de la inmunodeficiencia humana
WGC:	World Gold Council

## **Introducción**

La incertidumbre que genera en los mercados de activos y fundamentalmente a inversionistas y tomadores de decisiones, hace necesario la creación de modelos con capacidad predictiva que se conviertan en herramientas útiles para manejar esta incertidumbre y riesgo, predecir los cambios y tendencias en los precios y aprovechar la proyección para obtener ganancias.

Los inversionistas y académicos buscan cada vez más encontrar formas que les ayude a mejorar sus inversiones e investigaciones, y por ello buscan algún método que les permita prever situaciones y sacar provecho de ello. En este ámbito, en la presente investigación se utilizó el modelo predictivo ARIMA optimizado con fuerza bruta, a partir de la propuesta de Parisi (2015), para predecir el comportamiento del precio del oro a la semana siguiente de una última fecha analizada, respecto a un período determinado. El objetivo de este análisis es construir un modelo predictivo con un porcentaje de predicción de signo por encima del 60% y por consiguiente mejorar la toma de decisiones para los inversionistas, quienes podrán tomar medidas precautorias y saber cómo actuar ante una eventual situación desfavorable.

La investigación inicia mencionando un amplio abanico de modelos predictivos y sus respectivas aplicaciones a lo largo de la historia investigativa, proyectando variaciones en el precio de valores, commodities, y un apartado especial para su aplicación al Oro. También se explica el funcionamiento del modelo ARIMA y se muestran los resultados obtenidos que comprueban de buena forma su efectividad. Posteriormente se utilizó la información disponible en bibliografía e internet para conocer los precios mundiales del oro comprendido en el período 4 de febrero del 2010 al 26 de diciembre del 2014, pudiéndose observar la variación de los precios, y así poder comparar los datos reales con las variaciones pronosticadas.

Terminada la investigación, se puede concluir que si es factible construir un modelo predictivo con una capacidad de predicción superior al 60% para el caso del oro. Los modelos se construyeron con 3.000.000 de iteraciones con fuerza bruta, dado que la optimización por simplex o Solver no alcanzaron el resultado esperado.

# **CAPÍTULO I**

## **1. Formulación del problema**

Para analistas, inversionistas individuales e institucionales, académicos, aficionados y muchos otros, predecir el cambio de precio de los valores es un tema que ha concentrado sus esfuerzos e intereses, desde mucho tiempo atrás. Sin embargo, hasta el día de hoy nadie puede decir con total certeza que ha encontrado la solución para predecir las situaciones futuras e inciertas. Muchos analistas e investigadores han estado desarrollando a lo largo del tiempo métodos que permitan predecir estos comportamientos en las variaciones de precio, y hasta ahora han logrado conseguir resultados alentadores.

En esta línea la predicción del signo de la variación del precio de un activo transable, es quizás la forma más recurrente de adelantarse a los comportamientos futuros del mercado y a la incertidumbre inherente que estos presentan, esto porque a lo largo de la historia se han usado variados objetos o bienes como moneda de cambio o dinero, de ahí la importancia de anticiparse a los cambios en estos activos. Entre dichos activos sin duda alguna el más importante a lo largo de la historia siempre ha sido el oro. En esta línea, las oportunidades que ofrece el oro en su calidad de activo son considerables, es por esto que vale la pena destacar el importante papel que cumplen las finanzas conductuales en la toma de decisiones y en las inversiones. Por esta razón, se hace referencia a lo mencionado por Fama (1970) quien plantea que los mercados deben estar compuestos por inversionistas racionales, de tal manera que utilicen e interpreten la información disponible siguiendo los modelos de valoración de activos comúnmente aceptados, logrando que distintos inversores concuerden con las estimaciones del precio, lo que teóricamente lograría acercarse al valor fundamental del activo.

## **1.1. Objetivo General**

Estimar la capacidad predictiva del modelo ARIMA para el signo de la variación del precio del oro por medio del método de optimización con fuerza bruta computacional para el mercado mundial en el período 2010-2014.

## **1.2. Objetivos Específicos**

- Examinar distintos modelos predictivos de análisis financieros utilizados en activos, commodities, y el oro en particular.
- Describir el modelo ARIMA y su eficiencia para el análisis predictivo.
- Análisis general de los precios del oro para el mercado mundial del oro en el período 2010-2014.
- Aplicar el modelo ARIMA con fuerza bruta para la predicción del signo de la variación del precio del oro en el período 2010-2014.

# **CAPÍTULO II**

## Revisión de la Literatura

La predicción de la variación en los precios de los distintos índices y commodities, correspondientes a diferentes mercados bursátiles alrededor del mundo, ha sido por años una tarea muy compleja. Los intentos por predecir y de alguna forma adelantarse a las variaciones de precio y niveles de retorno de distintos commodities e índices bursátiles, mediante la utilización de distintas variables económicas e incorporando distintos tipos de modelos, no han sido pocos.

Las estimaciones consistían en un inicio, básicamente, en regresiones lineales que incorporaban entre sus variables explicativas los principales índices macroeconómicos, tales como, Producto Interno Bruto, Anuncio de tipos de interés, etc. Más adelante, se hicieron varios estudios que comprobaron con evidencia significativa que los precios accionarios, no siguen un camino aleatorio y sí pueden llegar a ser predecibles en algún grado. Estudios como el de Lo y MacKinlay (1988), comprobaron con datos de EEUU, Europa y Japón, entre 1962 y 1985, que existía una correlación positiva entre los retornos semanales para una variedad de índices y portafolios de tamaño medio.

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.

Ferson & Harvey (1991) mostraron que la predictibilidad de los retornos de las acciones no se debe a ineficiencias del mercado o a una sobre reacción de los inversionistas irracionales, sino que a la predictibilidad que presentan algunas variables agregadas que son parte del set de información que explica la rentabilidad de los activos. Sin embargo, hay estudios más importantes, que apuntan a evaluar la significancia económica de predecir la dirección de los cambios en los precios de los activos y no a su nivel. Wu y Zhang (1997) por ejemplo, han sugerido que las estrategias de transacción basadas en estimar la dirección del cambio en el nivel de precios son más efectivas y generan mayores beneficios que las

basadas una predicción puntual del nivel de precios, también determinaron que las estrategias de transacción basadas en la estimación del cambio en la dirección de los niveles de precios son más efectivas y eficientes, y permiten obtener beneficios mayores que aquellas estrategias basadas en la predicción específica de los niveles de precios de los instrumentos financieros. Así mismo, O'Connor, Remus y Griggs (1997) apoya la idea de proyectar la dirección del cambio en el nivel de precios más que el nivel de precios en sí.

Parisi, Parisi y Cornejo (2004) plantean el conteo de aciertos de la predicción como la forma de evaluar la capacidad predictiva, en los índices bursátiles, tales como IPC, NASDAQ, TSE y DJI, en América del Norte. Para ello utilizaron Algoritmos Genéticos y redes neuronales, siendo el aporte principal la utilización de la técnica de *bootstrapping* para la construcción de intervalos de confianza de las proyecciones de signo y para analizar la robustez de los modelos analizados. En la misma línea, 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 obtenidos a través de Algoritmos Genéticos, los cuales obtuvieron 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. De acuerdo a lo anterior, se apoyan las conclusiones del estudio de Leung, Daouk y Chen (2000), según el cual la predicción de la dirección del movimiento puede arrojar mayores ganancias de capital que la proyección del valor de cierre.

Parisi y Gutierrez (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 que utilizan otras metodologías para la proyección del cambio de signo del precio de las acciones. En una de ellas, Márquez (2006) utilizó la técnica de redes neuronales con rasgos de conciencia para predecir el signo de

cambio de precio en los componentes del Dow Jones Industrial; 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.

Siguiendo con la línea de investigación, Glenn (2009), realizó un estudio cuyo objetivo consistió en estimar de forma precisa el movimiento del S&P 500 entre 3 y 12 meses, ocupando distintas metodologías tales como: regresiones lineales, redes neuronales, simulación con la técnica de “bootstrap” (correlación entre los errores en distintos períodos), y los modelos ARIMA. Para poder realizar su predicción, Glenn ocupó tres variables que él consideró como las más relevantes para explicar su modelo; éstas fueron: el PIB de los Estados Unidos, la tasa de “default” crediticia y la volatilidad implícita. Las proyecciones se realizaron para el período comprendido entre octubre del 2008 y septiembre del 2009.

En cambio para su análisis en el modelo ARIMA, Glenn (2009) utilizó técnicas de series de tiempo para estimar una relación lineal existente entre la variable dependiente y sus valores pasados (AR) que en este caso fue el índice S&P 500 y los errores aleatorios (MA). Determinando la cantidad de componentes autorregresivos del proceso y la cantidad de componentes de media móvil con la utilización de datos mensuales para el período comprendido entre 1990 y 2008. El modelo ARIMA no se ajustó bien en el inicio para poder explicar una tendencia al alza o a la baja, sin embargo, los resultados de esta metodología mejoraron considerablemente cuando el patrón de tendencia fue identificado.

Es importante destacar que la estimación de los mercados accionarios está sujeta a una gran cantidad de factores que distorsionan la precisión de los resultados, por ejemplo, existe la presencia de factores subjetivos dados por la intuición de los inversionistas que muchas veces lleva a generar burbujas especulativas que pueden llegar a distorsionar de forma significativa el patrón o la tendencia estimada. Por otro lado existen shocks en distintos momentos del tiempo que pueden generar sesgo en los resultados encontrados,

siendo uno de los más comunes el problema de auto correlación el cual se da básicamente en datos de series de tiempo, donde los shocks (errores) de un período de tiempo no solo tienen efectos para ese período sino uno, dos o más períodos hacia adelante.

En su análisis estadístico el autor utilizó los test t y F, los que le permitieron identificar la significancia tanto de las variables como del modelo en sí. A su vez los criterios de información AIC (Akaike, 1974) y BIC (Schwarz, 1978) fueron muy útiles a la hora de determinar la eficiencia de los distintos modelos para poder escoger el más adecuado, otros test como fue el caso del Dickey-Fuller (1979) nos permitieron ver la presencia de raíz unitaria en el modelo autorregresivo.

Sin embargo, varios estudios han concluido y demostrado de forma empírica que los distintos índices bursátiles no siguen un camino aleatorio y que es posible predecir de alguna manera los retornos de éstos. Por ejemplo, Lo & MacKinlay (1988), utilizando datos de mercados bursátiles desarrollados, tales como EEUU, Europa Occidental y Japón registraron una correlación serial positiva entre los retornos semanales; a su vez, Conrad & Kaul (1989; 1988) también encontraron evidencia de predictibilidad de los retornos en el corto plazo; igualmente tanto DeBondt y Thaler (1985) como Chopra, Lakonishok y Ritter (1992) hallaron una correlación serial negativa en los retornos de los activos individuales y varios portafolios en distintos intervalos que variaron entre los tres y los diez años.

Por eso existen muchos autores que creen que es conveniente desarrollar la significancia económica desde la predicción de la dirección en la cual varían los precios de los activos y no en el nivel de éstos (Hodgson & Nicholls, 1991).

Cabe agregar que dentro de los modelos lineales más recurrentes, utilizado en la literatura, es el modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA) (Box & Jenkins, 1976), este modelo busca explicar los valores de retornos futuros, a través de una relación lineal de datos pasados, errores aleatorios y un determinado componente cíclico o estacional, todo esto, con la información entregada por una serie de datos correspondiente a los precios de diferentes índices o commodities

Profundizando aún más lo anterior se hace referencia a lo expuesto por Nyce (2007), quien propone que el éxito de los modelos predictivos está dado porque 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.

Los modelos predictivos extraen patrones de los datos históricos y transaccionales para identificar riesgos y oportunidades, en este sentido, los modelos predictivos identifican relaciones entre diferentes factores que permiten valorar el riesgo o bien realizar probabilidades asociadas sobre la base de un conjunto de condiciones, guiando de esta forma a los agentes a la toma de decisiones en las operaciones organizacionales.

Es por lo anterior que se puede concluir entonces que es más relevante para los analistas de mercado, traders e inversionistas, el hecho de saber si va a subir o bajar, o sea, si existirá una variación en el precio del activo, no necesariamente saber el precio exacto. Es más probable tener éxito si se centran los esfuerzos en predecir la dirección de los movimientos en vez de minimizar la desviación de las estimaciones de los valores observados.

### **1.3. Hipótesis de Mercados Eficientes**

La hipótesis de mercados eficientes (Fama, 1970), considerada por Michael Jensen en 1978 como la proposición con base más sólida en economía, ha permanecido durante más de 30 años como un punto central de las finanzas y le valió a su autor el premio Nobel, afirma que los mercados financieros son eficientes en relación a la información que manejan, esto quiere decir que los precios de los activos tienen interiorizados toda la información, donde el valor de mercado de un título constituye una buena estimación de su precio teórico o intrínseco ajustándose totalmente a cualquier información nueva que pueda surgir, sin existir acciones sobre o infravaloradas. Esta teoría también señala que es imposible superar consistentemente al mercado mediante el uso de cualquier información pública, sólo se podría hacer mediante el uso de información privilegiada y que cualquier información que pueda determinar el precio de las acciones es aleatorio. Si bien son argumentos fuertes que han resistido el paso del tiempo, no se quedan sin detractores. Estos se sustentan principalmente en el ambiente incierto en el cual se mueven los inversores, el cual los lleva a tomar decisiones en base al comportamiento de la mayoría o en base a lo que hace el promedio, esto resulta irracional en la decisión individual de comprar o vender títulos financieros. 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.

Ante esto y para reforzar lo propuesto por Fama (1970), es que la búsqueda constante por parte de inversores e investigadores de predecir el accionar de la variación de distintos índices o commodities, con la información que está presente en el mercado ha sido cada vez más ambiciosa y más recurrente.

#### **1.4. Finanzas conductuales**

Desde sus inicios la teoría económica nos ha explicado el funcionamiento y la importancia de los distintos agentes económicos, su valor y el rol protagónico que asumen en diversas actividades dentro de una economía. Parte de estos agentes económicos son las personas, quienes según Garay (2015) enfrentan necesidades básicas a lo largo de su vida, que las obliga a tomar decisiones respecto al dinero, estas necesidades básicas son: consumo, inversión, ahorro y protección. El dinero permite tomar decisiones y alcanzar objetivos financieros, en un continuo de tiempo que se conoce como ciclo de vida financiero. Sin embargo, a menudo las personas caen en errores bastante comunes, y así lo explica la literatura y los estudios recientes, como por ejemplo Lusardi (2008) aseverando que la falta de información y el poco conocimiento financiero es lo que hace que las decisiones de inversión tomadas por los individuos dejen de ser óptimas e incluso puedan llegar a ser poco racionales, ya que cada individuo percibe de distinta manera la realidad, influenciadas por aspectos emocionales, de stress o de gran volatilidad, lo que induce a cometer errores de manera continua repercutiendo en el entorno.

Siguiendo esta línea, otros autores tienen una postura un poco menos lapidaria, como Thaler (1999) quien afirma que el que algunos agentes de la economía tomen decisiones poco óptimas no es un problema, ya que lo que realmente debe importar es que el inversionista, o quien tome la decisión específica de inversión, debe hacerlo de forma racional.

Ya ubicándonos desde un punto de vista más psicológico, Feiler (2007) plantea que la memoria actúa de forma selectiva, otorgando mayor importancia a la información que concuerda con nuestras preferencias, e incluso ignorando lo que nos podría causar conflicto.

Todo lo anterior lo abarca una disciplina dentro de las finanzas, llamada finanzas conductuales. Estas son, en esencia, el estudio de la influencia de psicología y la sociología en el comportamiento de practicantes financieros y el efecto subsecuente que estos tienen en los mercados. Es el análisis de las finanzas desde un matiz de ciencia social más amplio,

que ha causado un gran interés y revuelo al intentar explicar por qué y cómo los mercados pueden ser ineficientes (Shiller, 2003).

Por lo tanto, las finanzas conductuales o también llamadas finanzas del comportamiento, podemos considerarlas como un área bastante relevante que estudia las finanzas desde un punto de vista psicológico; analizando cómo se comportan las personas, y viendo como dichos comportamientos y como otras presiones, ya sean, sociales o emocionales, o incluso el uso adecuado o no de la información, pueden influir en su toma de decisiones financieras. Por razones como estas es que los modelos predictivos vienen tomando tanta fuerza en el último tiempo, ya que la entrega de información fidedigna, clara y convincente puede hacer la diferencia a la hora de invertir en activos de refugio, puesto que estos son los más utilizados en tiempos de incertidumbre o riesgo, donde el comportamiento de los inversionistas se desvía mucho del escenario ideal del inversionista racional. En base a esto último, es que Hens y Meier (2014) definen 4 tipos de inversionistas, ver Tabla 1.

Tabla 1

<b>Tipo de Inversionista</b>	<b>Características</b>
Inversionistas intuitivos	Estos toman decisiones emocionales. Sin la estrategia de inversión adecuada existe el riesgo de que se vean demasiado influenciados por la evolución actual del mercado y perder de vista sus objetivos de inversión.
Inversionistas exploradores	Este tipo de inversionistas están muy familiarizados con el mercado financiero pero toman decisiones emocionales. Tienen una buena perspectiva de los riesgos y las oportunidades en el mercado. Aunque a veces quedan deslumbrados por nuevos e innovadores productos financieros, siempre tienen los riesgos en mente. A pesar de sus vastos conocimientos financieros, los inversionistas investigativos a veces abandonan su estrategia de inversión predefinida por razones emocionales. Por esta razón, sus inversiones deben ser revisadas periódicamente para

	asegurar que cumplan con la estrategia de inversión.
Inversionistas realistas	Estos inversionistas son personas capaces de dejar sus emociones a un lado y no dejarse influenciar por ellas. Sin embargo, carecen de conocimientos financieros para evaluar adecuadamente los riesgos y las oportunidades. Se les recomienda tener una asesoría profesional de inversión, la cual les ayude a tomar decisiones de inversión más adecuadas y a mejorar sus conocimientos financieros.
Inversionistas estratégicos	Inversionistas estratégicos: Esta clase de inversionistas tienen buen conocimiento de los mercados financieros, de tal forma que pueden evaluar los riesgos y las oportunidades que enfrentan. Ellos tampoco son persuadidos por las emociones y pueden tomar decisiones objetivas. Su enfoque estratégico le ayuda a siempre mantener sus objetivos de inversión.

Fuente: Elaboración propia a partir de Hens y Meier (2014).

## 1.5. Modelos predictivos

### A. Modelos predictivos en las variaciones de precios

En la Tabla 2 se presentan los principales modelos de carácter predictivos revisados en la literatura, enfocado desde un resumen acotado para cada uno.

Tabla 2

<b>Modelo</b>	<b>Descripción</b>
Autómatas Celulares	Modelo matemático propuesto por Neumann y Ulam (1940) para un sistema dinámico que evoluciona en pasos discretos. Es adecuado para modelar sistemas naturales que puedan ser descritos como una colección masiva de objetos simples que interactúen localmente unos con otros.
Algoritmos Genéticos	Propuesto por Holland (1970), son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en el proceso genético de los organismos vivos.
Redes Neuronales	Desarrollado por McCulloch y Pitts (1943), las redes de neuronas artificiales (denominadas habitualmente como RNA o en inglés como: "ANN" <sup>1</sup> ) son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso biológico. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas que colaboran entre sí para producir un estímulo de salida.
ARIMA	Es un modelo estadístico implementado por Box y Jenkins (1976) que utiliza variaciones y regresiones de datos estadísticos con el fin de encontrar patrones para una predicción hacia el futuro. Se trata de un modelo dinámico de series temporales, es decir, las estimaciones futuras vienen explicadas por los datos del pasado y no por variables independientes.

Fuente: elaboración propia, a partir de Box y Jenkins (1976), McCulloch y Pitts (1943), Holland (1970) y Neumann y Ulam (1940).

### **1.5.1. Teoría de Autómatas Celulares**

Los autómatas celulares fueron diseñados por John Von Neuman y Stanislaw Ulam, aunque la idea de Autómata Celular pertenece a Alan Turing y su máquina universal (Torrens, 2000). Se puede definir un autómata celular como un sistema dinámico formado por un conjunto de elementos sencillos idénticos entre sí, pero que en conjunto son capaces de demostrar comportamientos complejos (Wolfram, 1984). En ellos el estado de cada elemento depende del estado previo de los elementos vecinos, según un conjunto de reglas de transición (White et al, 1997).

De acuerdo con estos planteamientos, así como los descritos en Muñoz (1996), Torrens (2000) y White et al (2000) acerca de la estructura de un Autómata Celular podemos definir 5 componentes básicos:

- Un plano bidimensional o un espacio n-dimensional dividido en un número de sub-espacios homogéneos, conocidos como celdas. A todo esto se le denomina Teselación Homogénea. En el caso de la integración de los autómatas, esta teselación es bidimensional y hace referencia a la malla raster empleada.
- 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. Esta vecindad puede estar formada por las celdas inmediatamente contiguas a la celda en cuestión (vecindad de Von Neuman ,4 celdas, o vecindad de Moore, 8 celdas) o en el caso de modelos más complejos como los desarrollados por White et al (1997) en el que emplean una vecindad de 112 celdas y Barredo (2003) de 172.
- Una Regla de Evolución, la cual define el estado de cada celda, dependiendo del estado inmediatamente anterior de su vecindad.
- Un Reloj Virtual de Cómputo, el cual generará "tics" o pulsos simultáneos a todas las celdas indicando que debe aplicarse la regla de evolución y de esta forma cada celda cambiará de estado. En el caso de los modelos que integran SIG y autómatas celulares, se suele hablar de iteraciones, de tal modo que cada iteración supone una aplicación de la regla de evolución y un consiguiente cambio (o no) de estado.

Malamud & Turcotte, 2000 (citado por Cepeda & Gonzáles, 2009) dicen que “los estados de las células van evolucionando en tiempo discreto, de acuerdo a una regla local o un conjunto de reglas, las cuales pueden ser basadas en el estado anterior de la célula, o en el de sus vecinos. En cada período, la regla se le aplica al conjunto de células, entregando una nueva generación de autómatas” (p. 3).

Cada autómata simple genera una salida a partir de varias entradas, modificando su estado de acuerdo a una función de transición a través de generaciones. Por lo tanto en un autómata celular, el estado de una célula en una generación determinada, depende únicamente de su propio estado y el de las células vecinas de la generación anterior.

Estos son usados para modelar sistemas complejos de cualquier índole, por lo que no sorprende que en las finanzas y la economía los expertos hayan hecho lo mismo. Varios especialistas han hecho investigaciones y han utilizado a los autómatas celulares para predecir los cambios en los signos de los precios de las acciones y los resultados han sido positivos.

Sin embargo, los Autómatas Celulares no sólo son utilizados para la simulación de sistemas adaptativos, sino que también son utilizados como una alternativa al enfoque tradicional de expresión de los sistemas mediante las ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento de sus variables, incluso en algunos trabajos se ha propuesto su uso como herramienta para la solución de las ecuaciones asociadas a ciertos sistemas, además de otros usos (Bon, Dab, Kapral, & A, 1996).

Entonces, en términos generales, tenemos que los Autómatas Celulares pueden ser descritos como una estructura de células o “entes” comunicados entre sí de forma regular de manera que el comportamiento de cada uno está afectado por el de sus vecinos (Bon, Dab, Kapral, & A, 1996).

Quedando clara la definición de los Autómatas Celulares, se puede ahora pasar a revisar algunos ejemplos de Autómatas conocidos:

- Un caso conocido de Autómata Celular Unidimensional es la “punta de flecha de Sierpinski”. En este caso, el autómata cuenta con una vecindad compuesta por los dos vecinos más próximos y código decimal de función de transición.

- Otro caso conocido es el autómata denominado como el juego de la vida de Conway. El cual es un autómata celular cuya rejilla es una matriz bidimensional infinita. La evolución de este autómata está determinada por el estado inicial o configuración y no necesita ninguna entrada de datos posterior. Los vecinos que influyen en cada autómata son los 8 que lo rodean. Cada autómata individual puede tener valor 0 o 1 (Conway, Berlekamp, & Guy, 1983).

### **1.5.2. Algoritmos Genéticos**

Los algoritmos genéticos son métodos adaptativos que suelen utilizarse para resolver problemas de búsqueda y optimización, donde han demostrado grandes niveles de eficiencia y confiabilidad. Al igual que otros modelos predictivos buscan imitar los procesos genéticos de organismos vivos, pero fueron diseñados en base a la Teoría de la Evolución de las Especies, planteada por Charles Darwin en 1859, en la que se afirma que sólo los más aptos son quienes van sobreviviendo al paso del tiempo y además son estos quienes pueden reproducirse.

Los Algoritmos Genéticos trabajan en base a la analogía directa del comportamiento de los seres vivos. Trabajan con una población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución factible a un problema dado. A cada individuo se le asigna un valor o puntuación, relacionado con la bondad de dicha solución.

En la naturaleza esto equivaldría al grado de efectividad de un organismo para competir por unos determinados recursos. Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse, cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma.

Este cruce producirá nuevos individuos, descendientes de los anteriores, los cuales comparten algunas de las características de sus padres. Cuanto menor sea la adaptación de un individuo, menor será la probabilidad de que dicho individuo sea seleccionado para la reproducción, y por tanto de que su material genético se propague en sucesivas generaciones (Galeon , 2012)

Continuando con la explicación, de esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones, la cual reemplaza a la anterior y verifica la interesante propiedad de que contiene una mayor proporción de buenas características en comparación con la población anterior, lo que la convierte en una población más eficiente a la hora de dar solución a los problemas propuestos. Así a lo largo de las generaciones las buenas características se propagan a través de la población, favoreciendo el cruce de los individuos mejor adaptados, van siendo exploradas las áreas más prometedoras del espacio de búsqueda. Si el algoritmo genético ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima del problema, tal como se mencionó anteriormente.

Como ya se comentó anteriormente, la aplicación más común de los Algoritmos Genéticos es en la solución de problemas de optimización, donde han demostrado ser bastante eficientes y confiables. Sin embargo algunos problemas pueden no ser apropiados para este tipo de método, para ello se deben tomar en cuenta las siguientes referencias.

- Su espacio de búsqueda (sus posibles soluciones) debe estar delimitado dentro de un cierto rango.
- Debe poderse definir una función de aptitud que nos indique qué tan buena o mala es una cierta respuesta.
- Las soluciones deben codificarse de una forma que resulte relativamente fácil de implementar en la computadora. (Galeon , 2012)
- Los algoritmos genéticos presentan variadas ventajas y desventajas (Alfaro, 2012):
- Operan de forma simultánea con varias soluciones, en vez de trabajar de forma secuencial como las técnicas tradicionales.
- Cuando se usan para problemas de optimización, resultan menos afectados por los máximos locales (falsas soluciones) que las técnicas tradicionales, sobretodo en espacios multimodales (de varios máximos).
- Funcionan de forma independiente de la función objetivo, mientras que los métodos tradicionales suelen requerir una gran cantidad de información extra, como las derivadas en el caso de las técnicas basadas en el gradiente.

- Usan operadores probabilísticos, en vez de los típicos operadores determinísticos de las otras técnicas.
- Entre las desventajas, se pueden nombrar las siguientes:
- Pueden tardar mucho en converger, o no converger en absoluto, dependiendo en cierta medida de los parámetros que se utilicen; tamaño de la población, número de generaciones, etc.
- Si los operadores y parámetros del algoritmo no son adecuados, este puede converger prematuramente a un máximo local.

### 1.5.3. Redes Neuronales

Las Redes Neuronales aparecieron en los 60' como un modelo para el funcionamiento del cerebro humano. Intentaban resolver problemas simples y complejos de aprendizaje usando una serie de estructuras matemáticas organizadas llamadas neuronas. Dichas neuronas se organizaban y formaban una estructura más compleja llamada “Red Neuronal”. Esta es una súper estructura capaz de resolver problemas de distintas áreas de conocimiento como los cálculos matemáticos, ingeniería, comunicaciones, y por supuesto problemas financieros.

Como concepto, puede ser explicado como un poderoso sistema computacional paralelo, capaz de resolver problemas altamente complejos. Esta organizado de manera de que su funcionamiento es una representación de cómo funciona el cerebro humano, varias neuronas interconectadas entre sí formando una compleja red (González & Jiménez, 2003).

Las redes neuronales artificiales son modelos matemáticos simples que implementan una función matemática  $f$  tal que:

$$f: X \rightarrow Y \quad (1)$$

Siendo  $X$  lo que ingresa de dato e  $Y$  la respuesta que se requiere, como se muestra en la ecuación (1).

La naturaleza de la red viene del hecho de que la función  $f$  es la composición de otras funciones  $g$  que además pueden ser una composición de otras funciones estableciendo una cadena de funciones interconectadas que a la larga forman una red matemática.

La construcción de la red neuronal requiere que la base de datos se divida en dos conjuntos diferentes: (a) conjunto de entrenamiento, porcentaje de datos empleados para que la red aprenda el problema, y (b) conjunto de producción o extra-muestral, datos que no han sido incorporados anteriormente, que serán utilizados para probar el rendimiento o la capacidad de predicción de la red ante datos que nunca ha visto. Al igual que en el algoritmo genético, la red fue entrenada a través de un proceso recursivo.

En este sentido la estructura neuronal puede ser caracterizada como un set finito de neuronas interconectadas. Estas neuronas siguen procesos elementales (PE) que realizan una función matemática definida. Los PE son identificados con números de 1 a  $N$ . Cada PE recibe outputs de otras neuronas y las adopta como inputs para la función que implementa. Los PE procesan dicho input en su función y luego derivan un output como resultado único al próximo PE interconectado a él, dando lugar a un régimen de proceso de alimentación hacia adelante. Los PE están organizados en capas. Cada capa es un set de neuronas que comparten los mismos inputs y derivan su output al mismo destino (próxima neurona o capa de PE).

Existen tres tipos de capas en una red. Cada tipo de capa define un nivel y cada nivel a su vez, realiza una función distinta (Figura 1) (González & Jiménez, 2003) (Fausett, 1994).

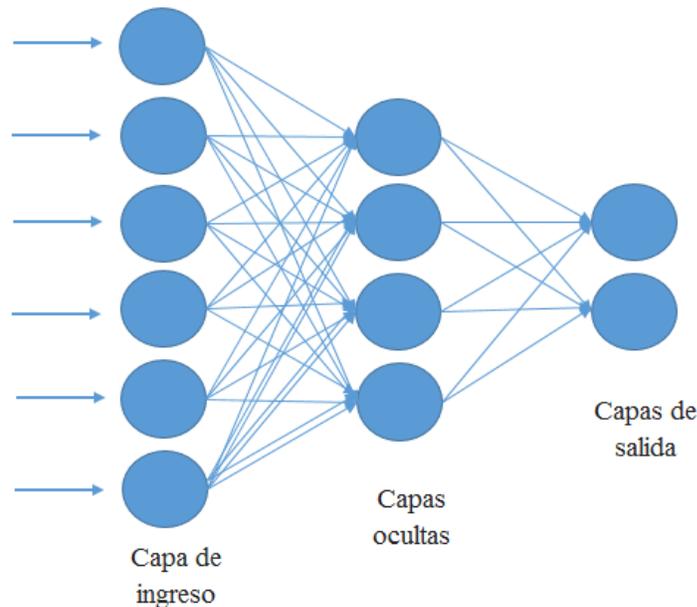
Capa de ingreso o input: Este es el primer nivel de la red. La capa de input recibe la información desde fuentes externas (fuera de la red) y las lleva al próximo nivel. Esta capa no procesa la información.

Capas ocultas: son identificadas por todos los PE que procesan la información mandada por las capas de input. La información procesada es hecha por los PE gracias a una función matemática que trabaja sobre los datos ingresados. Un PE implementa solo una función matemática previamente definida como la función de activación de la neurona. La red puede tener más de una capa oculta. El número de capas puede variar de una a un gran

número de ellas. Las capas ocultas pueden estar interconectadas entre ellas de diferentes maneras, secuencialmente o paralelamente.

Capas de salida u output: esta capa recibe las salidas de las capas ocultas y las deriva la respuesta de la red al receptor externo.

Figura 1



Fuente: elaboración propia a partir de González y Jiménez, (2003).

Las redes tienen tres características y cualidades importantes: son sistemas paralelos de procesamiento distribuido, son sistemas que se adaptan, tienen capacidad de aprendizaje. Estas tres cualidades le dan amplia ventaja sobre los clásicos modelos como los econométricos.

Las redes como dijimos anteriormente, trabajan mediante procesos elementales, cada PE tiene una función matemática llamada función de activación. Las funciones de activación de los PE son diversas, las principales son:

**Función de Propagación:** esta función se aplica en la capa input. Cada input  $x_j$  es multiplicado por la intensidad de la sinapsis o el peso  $w_{kj}$  de la neurona  $k$ . Luego, son todos sumados sobre  $j$  para producir el output en la neurona  $k$ . El resultado es positivo para una salida de excitación o negativa para un output de inhibición.

Función de Activación: también llamada función de transferencia. Esta es la función más relevante ya que es la responsable del complejo poder de computar y la detección de patrones de la red neuronal. La función de activación es una función matemática sobre las entradas así como los rangos de salida desde 0 a 1 o desde -1 a +1. El valor de salida establece el nivel de actividad de la neurona. Un valor de 0 (o -1) quiere decir inactividad y el valor 1 (+1) es para actividad plena. Las neuronas son identificadas por la función que implementan.

#### **1.5.4. ARIMA**

Box y Jenkins (1976), lograron desarrollar un modelo metodológico destinado a identificar, estimar y diagnosticar modelos dinámicos de series temporales con el fin de encontrar el mejor ajuste para datos longitudinales. Una parte importante de esta metodología está pensada para liberar al investigador de la tarea de especificación de los modelos dejando que los propios datos temporales de la variable a estudiar nos indiquen las características de la estructura probabilística subyacente unitario.

Explicado de otra forma, los modelos ARIMA 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. Se examinan varios modelos con el fin de encontrar el modelo correcto.

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.

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:

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

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

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.

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):

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

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

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

En el caso de modelos autorregresivos, una propiedad deseable es la estacionalidad de los coeficientes; de no cumplirse esta condición, el modelo provocaría que los valores previos del término de error tengan un efecto no decreciente sobre el valor de  $y_t$  a medida que pasa el tiempo, lo cual resulta contra intuitivo y en muchos casos poco factibles. La estacionalidad de un modelo AR de orden  $p$  se visualiza en raíces de la ecuación característica dentro del círculo unitario (Viego & Broz, 2012).

### 1.6. Modelos predictivos y commodities

A continuación se elabora una tabla donde se presentan investigaciones con una pequeña y breve síntesis acerca de los resultados obtenidos en distintos tipos de investigaciones realizadas en torno a los modelos predictivos y su aplicación a los commodities. Ver Tabla 3.

Tabla 3

Autor	Título	Conclusiones
Engel,E y Valdes,R. (2001)	Engel,E & Valdes,R. (2001) Prediciendo el precio del cobre: ¿más allá del camino aleatorio?	En este trabajo se compara la capacidad predictiva de mediano plazo (1 a 5 años) de una variada gama de modelos de series cronológicas para el precio del cobre. Concluyendo que los dos modelos con mejor capacidad predictiva son el proceso autoregresivo de primer orden y el camino aleatorio. Finalmente presentan evidencia sugiriendo que los modelos de series cronológicas entregan mejores predicciones de mediano plazo que los modelos econométricos.
Hanns De La Fuente, H., Lorca, N., Rojas, J. (2008)	Análisis de la serie de precios del trigo mediante la Metodología Box-Jenkins, y su cointegración con las Series de precios de productos derivados.	Para el análisis sobre el trigo, construyeron un modelo econométrico estimativo del precio del trigo, en el cual incluyeron la estacionalidad que el mercado de este producto posee en los meses de noviembre, diciembre y enero. Posteriormente comprobaron cuantitativamente sus suposiciones, es decir, que existe significancia estadística, ya que efectivamente durante los meses de Noviembre, Diciembre y Enero, el precio del trigo alcanza sus valores máximos año tras año debido a la escasez del producto en dicha fecha, pues lo que se vende durante este período es lo último que queda de las cosechas anteriores, por lo que el precio se eleva por sobre los niveles usuales.

<p>Viego, V. &amp; Broz, D. (2012)</p>	<p>Un modelo de predicción de precios forestales basado en la metodología de Box–Jenkins.</p>	<p>Los autores proponen un Modelo ARIMA basado en la metodología de Box – Jenkins. Utilizaron series de precios de tres clases diamétricas (C1, C2, C3) de productos de Pinus spp, desde Junio de 2006 hasta Febrero de 2012, para el Norte de la Provincia de Corrientes con el objeto de estimar precios futuros. En la investigación los modelos de pronóstico propuestos lucieron satisfactoriamente en el corto plazo. Las series de precios de C1 y C2 presentan predicciones con errores estables menores al 1%. Los errores de predicción del modelo de precios propuesto para C3 promedian 1,72%.</p>
<p>Parisi, Améstica &amp; Chileno (2015)</p>	<p>Modelo predictivo para variaciones de precio del petróleo. Optimización de ARIMA utilizando fuerza bruta operacional.</p>	<p>La investigación buscaba evaluar la eficacia del modelo ARIMA multivariable optimizado mediante fuerza bruta computacional para el caso del precio del petróleo, prediciendo el comportamiento que tendrán las acciones de dicho activo. Conjuntamente los resultados de las pruebas arrojaron que los modelos ARIMA creados en base a variables endógenas y exógenas obtuvieron gran capacidad para predecir el comportamiento en el cambio de signo de las variaciones semanales del precio del petróleo.</p>

Fuente: elaboración propia.

### 1.7. Modelos de predicción de precios aplicados al oro

Complementando la intencionalidad del marco teórico, se desarrolla igualmente en esta sección una pequeña síntesis de modelos predictivos con una aplicación en orden cronológico enfocados en el oro. Ver Tabla 4.

Tabla 4

Autor	Título	Conclusiones
Parisi, A., Parisi, F., Diaz, D. (2008).	Forecasting gold Price changes: Rolling and recursive neural network models	Esta investigación concluye que el uso de modelos neuronales rodantes podría mejorar la capacidad predictiva de los movimientos en precios del oro, lo que permitiría aumentar el rendimiento y reducir el riesgo asociado con las transacciones de este metal. Teniendo en cuenta los resultados, por las redes neuronales dinámicas en la serie bootstrap, podemos concluir que esta técnica puede usarse en cualquier escena económica, lo que valida su uso para la predicción de los precios del oro.
Shafiee, S., Topal, E.(2010)	An overview of global gold market and gold price forecasting	El modelo propuesto fue validado con precios históricos del oro, y se aplicó para pronosticar el precio del oro hacia 2020. Los resultados indicaron que, suponiendo que el salto de precios actual iniciado en 2007 se comporte de la misma manera que en 1978, el precio del oro se mantendría anormalmente alto hasta finales de 2014. Después de eso, el precio volvería a ser de largo plazo tendencia hasta 2018.
(Varahrami, 2011)	Recognition of good prediction of gold price between MLFF and GMDH	El documento concluye que el oro es un commodity importante, por lo que el lograr predecir el comportamiento futuro de su precio acarrearía implicaciones significativas no solo de forma

	<p>neural network</p>	<p>monetaria sino que también para la economía.</p> <p>Posteriormente aclara que pese a la gran cantidad de estudios desarrollados en torno a la predicción del precio del oro, la fijación de este último precisa mecanismos que el mercado aún no descifra.</p> <p>Ya en los hallazgos propios del estudio, se expone que el método GMDH con algoritmos de aprendizaje genéticos presenta mejores resultados cuando se le asocia a un sistema complejo, por lo que concluye con lo siguiente:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• El GMDH tiene una mejor respuesta frente al método MLFF con algoritmo de retro propagación.</li> <li>• El oro tiene una dependencia a corto plazo en base a su historia</li> <li>• Si se usan técnicas de media móvil, la media móvil exponencial es la mejor opción.</li> </ul>
<p>Yean, P., Hamizah, N., Hura, M. (2013)</p>	<p>Forecasting Malaysian Gold Using GARCH Model</p>	<p>Este estudio tiene como propósito pronosticar los precios de Kijang Emas, los lingotes de oro oficial de Malasia. El estudio considera dos métodos, que son Box-Jenkins Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) y Heteroscedasticidad condicional autoregresiva generalizada (GARCH). Utilizando Criterio de información de Akaike (AIC) como la bondad de la medida de ajuste y la media error de porcentaje absoluto (MAPE) como medida de rendimiento de pronóstico. Este análisis los autores lo llevaron a cabo en el software E-views y concluyeron que GARCH es el modelo más</p>

		<p>apropiado al momento de pronosticar los precios de los lingotes de oro.</p>
<p>(Villada, Muñoz, &amp; García-Quintero, 2016)</p>	<p>Redes Neuronales Artificiales aplicadas a la Predicción del Precio del Oro</p>	<p>La investigación se basa en un modelo de RNA con el objetivo de predecir los precios de cierre diarios del mercado de Londres, los cuales son utilizados por el banco central de Colombia.</p> <p>En base a esto, los resultados arrojados en la investigación confirman la aplicabilidad de las RNA al mercado de los commodities, destacando la capacidad de las redes para modelar sistemas complejos y obtener una mínima cantidad de errores, tanto en el entrenamiento como en la predicción misma.</p> <p>Por lo tanto, el modelo se convierte en una herramienta de utilidad para gobiernos, bancos centrales y operadores de corto plazo; pues entrega señales de precios que permiten planear compras y ventas del metal precioso con mejor precisión que la arrojada por otros modelos.</p> <p>Finalmente se destaca que fue muy positivo el incluir variables explicativas que toman en cuenta la aversión al riesgo, además de visualizar un efecto favorable al incluir índices accionarios. Sin embargo, el sistema mejora aún más su desempeño al incluir la serie de precios del oro y los índices DXY y S&amp;P500 como entradas de la red, logrando con esto menos errores.</p>

Fuente: elaboración propia

## **1.8. La técnica de la fuerza bruta**

Para definir la técnica fuerza bruta, hacemos referencia a lo expuesto por Parisi (2015), quien plantea que se utiliza la capacidad de las computadoras para poder encontrar la mejor solución a un problema de optimización. Esta técnica aplicada a los modelos ARIMA simula la inteligencia humana, ya que genera escenarios diferentes en los cuales cada uno de ellos brinda una solución única al problema. La función de este modelo ARIMA con fuerza bruta, es comparar los nuevos escenarios generados con los anteriores y elegir el mejor.

Dicho de otra manera recuerda al igual que un humano el comportamiento que tuvo para darle una mejor solución a determinado problema, y si ese comportamiento solucionó el problema, cada vez que suceda un escenario parecido, el humano utilizará dicho comportamiento. De la misma manera, ARIMA con fuerza bruta utiliza el mejor modelo.

En los modelos ARIMA, que son modelos de regresión, 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 solo buscan alrededor de un punto en el universo que ofrece una solución de primera instancia óptima Parisi (2015).

Como afirma Durán, G. (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.

Como se sabe, la fuerza bruta, lo que hace es probar 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 diez 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.



## **1.9. Características del mercado mundial del oro**

El mercado del oro es grande y complejo. El oro se extrae en todos los continentes excepto en la Antártida, se envía a todo el mundo para ser refinado y se vende a un conjunto diverso de usuarios finales: bancos centrales, inversores institucionales y minoristas, empresas de tecnología y joyeros. Y debido a que el oro es valioso y no se corroe, tiene un mercado de reciclaje vibrante: el oro fluye constantemente por todo el mundo y se refina y se vuelve a fundir en diferentes productos para diferentes usuarios finales. Debido a esta complejidad, los datos de alta calidad sobre el oro son esenciales para comprender cómo funciona el mercado del oro y para informar las decisiones de inversión y comerciales, como lo señala World Gold Council<sup>1</sup>.

### **1.9.1. Historia del oro**

La historia del oro está largamente relacionada con el dinero, pero el oro renunció a este papel en las economías desarrolladas después del estallido de la Segunda Guerra Mundial. Al final de la guerra, se creó el sistema monetario de Bretton Woods<sup>2</sup>, un régimen de tipos de cambio fijos. Este sistema se rompió en 1971 cuando Estados Unidos terminó unilateralmente su estándar de oro, que estableció la convertibilidad del oro y el dólar a US\$35 por onza<sup>3</sup>.

Las referencias al patrón oro a menudo se refieren a dos períodos clave en la historia: el del patrón de oro clásico y el del sistema de tipo de cambio de Bretton Woods.

---

<sup>1</sup> El World Gold Council es la organización de desarrollo de mercado para la industria del oro.

<sup>2</sup> Los acuerdos de Bretton Woods son las resoluciones de la conferencia monetaria y financiera de las Naciones Unidas

<sup>3</sup> Medida de peso que equivale a 28,70 gramos.

### **1.9.2. El sistema de Bretton Woods**

Durante la Segunda Guerra Mundial quedó claro que se necesitaría un nuevo sistema internacional para reemplazar el Gold Standard después de que la guerra terminara. El diseño para él fue elaborado en la Conferencia de Bretton Woods en los EE. UU, en 1944. El dominio político y económico de los EE. UU, hizo que el dólar se convirtiera en el centro del sistema.

Después del caos del período de entreguerras, hubo un deseo de estabilidad, con tasas de cambio fijas consideradas esenciales para el comercio, pero también con una mayor flexibilidad de la que había proporcionado el tradicional Gold Standard. El sistema elaborado fijó el dólar en oro a la paridad existente de US\$35 por onza, mientras que todas las demás monedas tenían tipos de cambio fijos, pero ajustables al dólar. A diferencia del Gold Standard clásico, se permitieron controles de capital para permitir a los gobiernos estimular sus economías sin sufrir sanciones en los mercados financieros.

### **1.9.3. Demanda de oro**

El oro es un metal precioso, tiene un valor emocional, cultural y financiero, y diferentes personas de todo el mundo compran oro por diferentes motivos, a menudo influenciados por una variedad de factores socioculturales nacionales, condiciones del mercado local y factores macroeconómicos más amplios.

El mercado de oro moderno es una imagen de la diversidad y el crecimiento. Desde principios de la década de 1970, el volumen de oro producido cada año se ha triplicado, la cantidad de oro comprada anualmente se ha cuadruplicado y los mercados de oro han florecido en todo el mundo WGC (2017).

El oro ahora lo compra un conjunto de consumidores e inversores mucho más diverso que en cualquier otro momento de la historia.

Los diversos usos del oro, en las joyas, la tecnología y los bancos centrales y los inversores, hacen que diferentes sectores del mercado del oro alcancen prominencia en diferentes momentos del ciclo económico mundial. Esta diversidad de la demanda y la

naturaleza auto equilibrada del mercado del oro respaldan las sólidas cualidades del oro como activo de inversión.

Durante la última década, la demanda de oro se ha movido hacia el este. Esto ha sido impulsado no solo por la afinidad cultural, sino también por la creación de riqueza y el crecimiento del ingreso en algunas de las economías más dinámicas y en rápido crecimiento del mundo.

#### **1.9.4. Sectores de demanda de oro**

La joyería de oro representa la mayor fuente de demanda anual de oro por sector. Esto ha disminuido en las últimas décadas, pero todavía representa alrededor del 50% de la demanda total WGA (2017).

India y China son, con diferencia, los mercados más grandes, en términos de volumen, que juntos representan más del 50% de la demanda mundial actual de oro. Los mercados de Asia y Medio Oriente están dominados por la demanda de oro más puro y de alto nivel de cobre WGA (2017).

Por otra línea como demanda de inversión el oro tiene propiedades únicas como clase de activo. Se puede demostrar que las asignaciones modestas al oro protegen y mejoran el rendimiento de una cartera de inversiones. Aun así, a nivel mundial, el oro todavía representa menos del uno por ciento de las carteras de inversión.

Sin embargo, esto está cambiando y los inversores de todo tipo aceptan el oro como un depósito de valor a largo plazo confiable y tangible que se ha movido independientemente de otros activos. El volumen anual de oro comprado por los inversores ha aumentado al menos un 235% en las últimas tres décadas.

También el oro se puede utilizar en carteras para proteger el poder adquisitivo, reducir la volatilidad y minimizar las pérdidas durante los períodos de crisis del mercado.

En otro ámbito se puede evidenciar que la última década ha visto un cambio fundamental en el comportamiento de los bancos centrales con respecto al oro, impulsado por la reevaluación de su papel y relevancia después de la crisis financiera de 2008. Los bancos centrales de mercados emergentes han aumentado sus compras oficiales de oro,

mientras que los bancos europeos han dejado de vender, y el sector ahora representa una importante fuente de demanda anual de oro.

Los bancos centrales vendieron 7.853 toneladas de oro entre 1987 y 2009; entre 2010 y 2016 compraron 3.297 toneladas WGA (2017).

Por otra parte, analizando el área de la tecnología se puede afirmar que el oro ha sido durante mucho tiempo central para las innovaciones en electrónica. Hoy, las propiedades únicas del oro y el advenimiento de la "nanotecnología" están impulsando nuevos usos en medicina, ingeniería y gestión ambiental.

El oro puede usarse para crear métodos altamente dirigidos para administrar medicamentos al cuerpo humano, crear plásticos conductores y pigmentos especializados, o catalizadores avanzados que puedan purificar el agua o el aire. También se ha utilizado en odontología durante siglos.

Aunque la mayoría de las aplicaciones tecnológicas usan bajos volúmenes de oro, sus impactos son muy diversos y de gran alcance.

#### **1.9.5. Nuevos usos para el oro**

La innovación y su relación con el uso del oro son muchos y variados. Los cables de oro son la columna vertebral de internet y las capas de oro ayudan a la NASA a proteger a sus astronautas y equipos de la radiación y el calor. Es un material probado para su uso en convertidores catalíticos, y las propiedades únicas del oro juegan un papel en la producción de una gama de productos químicos que todos usamos en el día a día.

Otro mercado importante es el de la medición donde las nanopartículas de oro son el corazón de los cientos de millones de pruebas de diagnóstico rápido (RDT) que se utilizan en todo el mundo cada año. Esta tecnología bien establecida y de importancia crítica ha cambiado la cara del diagnóstico de la enfermedad en el mundo en desarrollo en la última década. Con el apoyo del Consejo Mundial del Oro, los investigadores del Imperial College London trabajaron para mejorar las tecnologías de diagnóstico del VIH / SIDA. Sus técnicas experimentales de nanopartículas de oro son capaces de detectar la presencia de una molécula diana a concentración ultrabaja, mejorando la detección temprana de la enfermedad.

Los medicamentos basados en oro se han desarrollado y usado para tratar enfermedades como la artritis reumatoide. Actualmente se están llevando a cabo investigaciones sobre el papel que puede jugar el oro en el tratamiento del cáncer. Ya se ha desarrollado un método que administra medicamentos contra el cáncer directamente a los tumores que usan nanopartículas de oro.

Las nanopartículas de oro se utilizan igual en el estudio del medio ambiente, esto para mejorar la eficiencia de las células solares, y los materiales basados en oro se muestran prometedores en la búsqueda de nuevos catalizadores de células de combustible más efectivos. La contaminación del agua subterránea es un problema común en todo el mundo en áreas industrializadas, y otro uso innovador de oro está ayudando a descomponer los contaminantes en sus componentes.

#### 1.9.6. Diversidad geográfica

La demanda de oro continúa siendo bien reconocida en los mercados más grandes del mundo y con eso crea nuevos propósitos, en la Tabla 5 se sintetiza cómo se comporta en los principales mercados:

Tabla 5

País	Mercado del oro
<b>China</b>	En China, el oro a menudo se regala a los miembros más jóvenes de la familia en ocasiones especiales, y existe la tradición de dar oro a los bebés recién nacidos en forma de pequeños collares o pulseras. El oro también tiene un lugar especial en el Año Nuevo chino, cuando las joyas ornamentadas en 24 quilates, a menudo con símbolos del zodiaco, se compran por su valor de inversión y por su belleza.
<b>India</b>	India es uno de los mayores mercados de oro, y la creciente prosperidad impulsa el crecimiento de la demanda. El oro tiene un papel central en la cultura del país, considerado una reserva de valor, un símbolo de riqueza y estatus y una parte fundamental de muchos rituales.
<b>Turquía</b>	Turquía, quizás mejor que en cualquier otro lugar, ilustra el amplio papel que el oro puede jugar en la sociedad moderna. El oro está incrustado en la vida

	<p>turca: los comerciantes fueron pioneros en el uso de monedas de oro en la antigua Lidia, y hoy el oro juega un papel importante e innovador en la economía turca.</p>
<p><b>EEUU</b></p>	<p>El mercado estadounidense de joyas de oro se ha alejado de las ventas masivas de oro y está disfrutando de un renacimiento en la gama alta con el crecimiento de las marcas de joyería de oro de diseñadores. Las bodas son un importante impulsor de la demanda estadounidense de joyas de oro en la actualidad. Mientras que los anillos de boda han sido parte de la cultura occidental europea durante siglos, la tradición estadounidense moderna de la alianza de bodas de oro despegó durante la Segunda Guerra Mundial, cuando los soldados que luchaban en el extranjero usaban anillos para recordarles a sus seres queridos en casa. El oro resuena particularmente bien con aquellos consumidores que buscan comprar una pieza que sienten que está asociada con la tradición o les recuerda un momento especial en sus vidas. Una fortaleza clave del oro para estos consumidores es que mantiene un valor emocional y financiero inherente con el tiempo y puede transmitirse a la próxima generación.</p>

Fuente: elaboración propia

### **1.9.7. Regulaciones e impuestos**

No existe una regulación global general para el oro, pero muchos aspectos de ella, especialmente en el lado de la minería, están fuertemente regulados por las normas nacionales. También existen importantes códigos voluntarios que contribuyen al buen funcionamiento del mercado mundial del oro. En esta línea, las leyes mineras nacionales cubren áreas tales como: proceso de licencia, propiedad extranjera de la tierra, normas ambientales, salud y seguridad, impuestos y pagos de regalías. Además de las leyes mineras nacionales, hay una serie de regulaciones que cubren específicamente el abastecimiento responsable de oro. Por ejemplo, la legislación Dodd-Frank en los Estados Unidos (Sección 1502) y las reglamentaciones de la UE sobre Minerales Libres de Conflictos requieren la

debida diligencia dentro de la cadena de suministro para garantizar que la extracción y producción de oro no financien conflictos.

Una de las más reconocidas es la Guía de Debida Diligencia de la OCDE para Cadenas de Suministro Responsables de Minerales de Áreas Afectadas por Conflictos y de Alto Riesgo. La guía fue gestionada por el World Gold Council para el sector minero, la London Bullion Market Association para el sector de refinación y el Responsible Jewelry Council para este sector. También existen otras iniciativas similares enfocadas geográficamente.

Las partes de la infraestructura del mercado que existe para comprar y vender oro también están reguladas. Los bancos de lingotes y los intercambios que compran y venden productos de oro u oro, así como asesores financieros y administradores de riqueza, generalmente están regulados por los reguladores locales.

En el Reino Unido, la Autoridad de Conducta Financiera (FCA) regula la conducta de varias organizaciones involucradas en el mercado del oro, incluyendo: intercambios (por ejemplo, la Bolsa de Metales Preciosos de Londres (LME), bancos de lingotes, bancos de "compensación", asesores financieros y gerentes de inversión y riqueza.

La FCA también regula el LBMA Gold Price, el índice de precio mundial de oro reconocido internacionalmente. Los distribuidores de monedas y barras y los proveedores de plataformas en línea de productos de oro generalmente no están regulados.

### **1.9.8. El mundo y el oro**

La Tabla 6 ilustra la demanda y la oferta recientes de oro agregadas de oro desde 2010 hasta 2016. Como se puede ver en la Tabla 6, la oferta total de oro mundial es de alrededor de 4600 toneladas por año. La mayor fuente de suministro de oro, de aproximadamente 3200 toneladas, provino de la producción minera. La segunda fuente de oro más grande, de aproximadamente 1000 toneladas, provino del oro reciclado (WGC, 2017). La demanda mundial de oro entre 2010 y 2016 tuvo un aumento significativo los primeros 2 años, desde ahí en adelante tuvo una baja hasta el año 2015, presentando un aumento para el último año, mientras que la inversión minorista neta, los ETF y la demanda industrial aumentaron. Una de las peculiaridades de la demanda de oro de la joyería es que puede convertirse en el lado de la oferta. Esto significa que el oro es un recurso renovable y, sin degradación de la calidad, podría ser reciclado y contribuir a una disminución en la demanda mundial de oro recién extraído.

Tabla 6

<b>Presentación de oferta y demanda de oro WGC</b>								
	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>% Variación</b>
<b>Oferta</b>								
Producción minera	2.744,1	2.845,6	2.911,5	3.072,9	3.147	3.222	3.264	<b>1</b>
Cobertura neta del productor	-108,8	22,5	-45,3	-28,0	104,9	13,4	34,3	<b>156</b>
Oro reciclado	1.683,2	1.667,7	1.691,5	1.262,6	1.188	1.119,7	1.294	<b>16</b>
<b>Oferta Total</b>	<b>4.318,5</b>	<b>4.535,9</b>	<b>4.557,6</b>	<b>4.307,6</b>	<b>4.441</b>	<b>4.355,7</b>	<b>4.592,9</b>	<b>5</b>
<b>Demanda</b>								
Fabricación								
Joyería	2.043,0	2.090,3	2.131,2	2.722	2.518	2.447,9	1.988	<b>-19</b>
Tecnología	460,5	428,6	381,3	355,9	348,7	332,0	323,5	<b>-3</b>
Subtotal sobre la fabricación	2.503,5	2.518,9	2.512,5	3.077,9	2.866	2.779,9	2.312	<b>-17</b>
Demanda total de barras y monedas	1.203,6	1.497,9	1.303,5	1.715,7	1.045	1.066,7	1.042	<b>-2</b>
ETFs y productos relacionados	429,6	232,0	306,1	-912,0	-184,3	-125,1	544,9	<b>-</b>
Banco central y otros	79,2	480,8	569,3	623,8	583,9	576,5	389,8	<b>-32</b>
Demanda de oro	4.215,8	4.729,6	4.691,4	4.505,5	4.311	4.298,1	4.289	<b>0</b>
Superavit/deficit	102,7	-193,7	-133,8	-197,9	129,5	57,7	303,4	<b>426</b>
<b>Demanda total</b>	<b>4.318,5</b>	<b>4.535,9</b>	<b>4.557,6</b>	<b>4.307,6</b>	<b>4.441</b>	<b>4.355,7</b>	<b>4.592</b>	<b>5</b>
Precio LBMA oro (US\$/oz)	1224,52	1571,5	1668,9	1411,2	1266,4	1160,0	1250,8	<b>8</b>

Fuente: Metals Focus; GFMS, Thomson Reuters; ICE Benchmark Administration; World Gold Council (2017).

En otras palabras, las reservas de oro en los bancos centrales y las joyas pueden entrar en la ecuación del lado de la oferta en el mercado del oro. La Tabla 7 nos muestra

que entre Estados Unidos, Alemania, FMI<sup>4</sup>, Italia, Francia, China, Rusia presentan más del 70% de la tenencia mundial de oro. Además, el tiempo o proporción de agotamiento de la producción minera a reservas muestra que, en promedio, las reservas mundiales de oro disminuirán en menos de 40 años.

Tabla 7

<b>Principales 40 tenencias de oro oficiales informadas (a septiembre de 2017)</b>							
		<b>Tonela das</b>	<b>% de reservas</b>			<b>Tonel adas</b>	<b>% de reservas</b>
1	United States	8.133,5	75%	21	Austria	280,0	54%
2	Germany	3.373,7	70%	22	Belgium	227,4	37%
3	IMF	2.814,0	-	23	Philippines	196,4	10%
4	Italy	2.451,8	67%	24	Venezuela	187,6	75%
5	France	2.435,9	63%	25	Algeria	173,6	6%
6	China	1.842,6	2%	26	Thailand	152,4	3%
7	Russia	1.778,9	17%	27	Singapore	127,4	2%
8	Switzerland	1.040,0	5%	28	Sweden	125,7	8%
9	Japan	765,2	2%	29	South Africa	125,3	11%
10	Netherlands	612,5	66%	30	Mexico	120,5	3%
11	India	557,8	6%	31	Libya	116,6	7%
12	ECB	504,8	29%	32	Greece	112,9	60%
13	Turkey	495,6	18%	33	Korea	104,4	1%
14	Taiwan	423,6	4%	34	Romania	103,7	10%
15	Portugal	382,5	59%	35	BIS	103,0	-
16	Saudi Arabia	322,9	3%	36	Poland	103,0	4%
17	United Kingdom	310,3	9%	37	Iraq	89,8	8%
18	Kazakhstan	289,3	37%	38	Indonesia	80,6	3%
19	Lebanon	286,8	21%	39	Australia	79,9	6%
20	Spain	281,6	18%	40	Kuwait	79,0	9%

Fuente: elaboración propia a partir de IMF IFS, World Gold Council (2017).

Algunos científicos creen que las nuevas reservas y los datos de producción pospondrán los tiempos de agotamiento (Seifritz, 2003; Klass, 1998). La fluctuación de precios es otro factor que puede afectar las reservas disponibles (Shafi e Topal, 2008a, 2009). Las reservas de oro en los bancos centrales son una de las mayores fuentes de suministro mundial de oro.

<sup>4</sup> Fondo Monetario Internacional

Tendencias históricas del precio del oro muestran que las fluctuaciones del precio del oro tienen diferentes efectos sobre la producción de oro y el valor de las existencias de minería de oro de un país a otro y de minas a minas (Bloese y Shieh, 1995; Craig y Rimstidt, 1998; Doggett y Zhang, 2007; Govett y Govett, 1982; Rockerbie, 1999; Selvanathan y Selvanathan, 1999).

Como se puede ver en la Figura 2, desde 1833 a 1933 los precios del oro se mantuvieron constantes en alrededor de US\$20 por onza y de 1934 a 1967 aumentaron a US\$35 por onza después del presidente Roosevelt fijó el precio del oro en 1934 y permaneció estable hasta 1967 cuando el precio del oro fue liberado. El oro se comercializó en el mercado desde 1967 y el precio aumentó con fluctuaciones rápidas a partir de ese momento (Mills, 2004). Por lo tanto, este estudio se centra en la tendencia histórica del precio del oro desde 1968 hasta 2008.

Figura 2



Fuente: elaboración propia a partir de World Gold Council (2017)

La Figura 2 muestra dos saltos de precios de oro significativos en la tendencia histórica. El primero fue a principios de enero de 1980, cuando los precios del oro alcanzaron los 300 dólares en solo tres semanas, y se desplomaron significativamente a mediados de marzo de ese mismo año. El precio del oro el día 16 y el 18 de enero aumentó en US\$75 y US\$85, respectivamente, saltando un total de US\$160 en menos de tres días. El segundo salto histórico en el precio está actualmente en progreso.

A partir de 2008, este aumento se basa sustancialmente más firme y menos volátil que el primer salto de precios en 1980. En el salto actual, el precio del oro ha aumentado en casi US\$700 durante 6 años, y está en continuo aumento. El precio más alto del oro en el segundo salto fue de alrededor de US\$1011 el 17 de marzo de 2008, con el mayor salto diario en el precio del oro de alrededor de US\$70 el 18 de septiembre de 2008.

Según la World Gold Council existen varios factores que contribuyen a la escalada del precio del oro a corto y largo plazo. En el corto plazo, hay dos razones principales por las cuales los precios del oro aumentan dramáticamente. En primer lugar, en un período en el que los mercados financieros mundiales colapsan y la economía mundial está en recesión, los inversores confían menos en los mercados financieros como inversiones confiables.

En consecuencia, cambian a la especulación a cualquier mercado que no tenga una gran responsabilidad o imprevisibilidad, como el mercado del oro. En otras palabras, el mercado del oro funciona como un tipo de seguro contra los movimientos extremos en el valor de los activos tradicionales durante los mercados financieros inestables. En segundo lugar, la devaluación del dólar estadounidense frente a otras monedas y la inflación internacional con los altos precios del petróleo son las razones por las que las grandes empresas se ven obligadas a protegerse del oro contra las fluctuaciones del dólar estadounidense y la inflación.

Esto significa que la comercialización del oro compensará el movimiento potencial de valor real en el mercado a corto plazo frente a las oscilaciones e inflación del dólar estadounidense.



# **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**

En base a lo expuesto por Hernández, Fernández, y Baptista (2010) esta es una investigación con enfoque cuantitativo con alcance exploratorio, ya que no se ha abordado la construcción de un modelo ARIMA con fuerza bruta, para obtener el porcentaje de predicción de signo en el precio del oro, utilizando 3.000.000 de iteraciones en el modelo, y también es correlacional puesto que los modelos ARIMA trabajan en base a series de tiempo, por lo que se utiliza la relación entre el precio pasado para proyectar el precio futuro del activo. No se explica cuál es la relación en específico, pero se sabe que los precios pasados afectan en la variación del precio a futuro. Esto se ve reflejado en el porcentaje de predicción a partir de estas variables.

#### **3.2 Población y muestra**

La población para esta investigación son los precios históricos del oro publicados en el London Metal Exchange (LME), que es el mayor mercado del mundo en opciones y contratos a futuro de metales no ferrosos. La muestra son los precios de cierre semanales para el oro y que correspondan al período comprendido entre el 4 de febrero de 2010 al 26 de diciembre del 2014.

#### **3.3 Fuentes de Información**

Para obtener los datos de esta investigación se utilizaron los precios históricos del oro publicados en el portal de World Gold Council, que es la organización de desarrollo de mercado para la industria del oro, el cual proporcionamos información sobre los mercados

internacionales del oro, lo que ayuda a las personas a comprender las cualidades de inversión del oro y su papel para satisfacer las necesidades sociales y ambientales de la sociedad, además contiene los precios del oro desde diciembre de 1978, actualizado semanalmente en múltiples monedas hasta la fecha. Por la naturaleza de este estudio se utilizó recopilación documental o datos secundarios, que implica la revisión de documentos, registros públicos y archivos físicos o electrónicos (Hernández et al., 2010).

### **3.3.1 Recolección de datos.**

Como se ha mencionado los precios históricos del oro fueron obtenidos de la página de internet World Gold Council. Ver Anexo 1.

En la plataforma encontrar las cotizaciones históricas del commodity que se tranzan a nivel mundial, así como también los índices bursátiles. Estos datos pueden ser recolectados con una frecuencia diaria, semanal y mensual. Para este estudio la frecuencia a utilizada fue semanal, que comprende entre el 4 de febrero de 2010 al 26 de Diciembre del 2014, con un total de 261 observaciones por cada índice mencionado.

### 3.4 Análisis estadísticos

Se construyó un modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta computacional para efectos de evaluar su poder predictivo para frecuencias semanales. De esta forma se busca determinar el comportamiento del modelo en su función predictiva para conocer la variación del signo 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, es la combinación de los modelos autorregresivo y el de medias móviles, con la particularidad de incluir un proceso de restablecimiento (el cual se denomina 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 ( $\square = \mu$ ).

Mientras tanto en un modelo autorregresivo  $\square = \mu (1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p)$  (Arnau 2001). La inclusión 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 muy 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

El siguiente paso consistió en evaluar la calidad de cada modelo en función del porcentaje de predicción de signo alcanzado (PPS). La evaluación se realizó sobre la base de un conjunto extramuestral de 260 datos semanales para el modelo. Se utilizó la muestra total tanto 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.

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 recalculados es utilizado para realizar la proyección correspondiente al período  $n + 2$ . Este procedimiento recursivo se efectuó una y otra vez hasta acabar 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  $m = 260$  ó  $109$ ,  $p_i$  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.

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:

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

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:

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

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

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

Para desarrollar la estructura del modelo ARIMA utilizando fuerza bruta, se utilizó la capacidad de un ordenador para realizar la evaluación de cada valor estudiado.

El análisis de la serie de valores de cierre que se pueden observar en la Tabla 8, en primera diferencia, del precio del oro entregó como resultado que el coeficiente de asimetría es negativo, esto quiere decir que la distribución presenta valores que tienden a agruparse hacia la derecha de la curva, es decir, por sobre la media. Otro estadístico importante de presentar es el valor que entrega la curtosis, el cual presenta un valor positivo, por lo que la distribución de los valores observados adoptó una forma leptokurtósica, es decir, la distribución o el polígono es más *picudo* o *elevado*.

Tabla 8

<b>Estadísticos descriptivos para la serie de valores de cierres semanales del oro, en primera diferencia.</b>	
Media	0,33942308
Error típico	2,221358
Mediana	3,25
Moda	24
Desviación estándar	35,8183215
Varianza de la muestra	1282,95216
Curtosis	1,18544524
Coefficiente de asimetría	-0,28560362
Rango	242
Mínimo	-130
Máximo	112
Suma	88,25
Cuenta	260

Nivel de confianza (95,0%) 4,37422166

Fuente: elaboración propia

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

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

En la Tabla 9 se muestra los coeficientes  $\alpha_i$  y  $\beta_i$  del mejor modelo, en términos del porcentaje de predicción de signo (PPS) obtenidos por el modelo, que maximicen el PPS, estos datos se obtuvieron luego de correr el modelo utilizando fuerza bruta, alcanzado 3.000.000 de iteraciones, logrando con esto los mejores coeficientes para maximizar el PPS, como se menciona con anterioridad.

Tabla 9

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

<b>Variables</b>	<b>Coficiente</b>
$\Delta ORO_{t-1}$	-0,7994212
$\Delta ORO_{t-2}$	0,72769417
$\Delta ORO_{t-3}$	-0,2923466
$\Delta ORO_{t-4}$	0,65496786
$\Delta E_{t-1}$	-0,8833966
$\Delta E_{t-2}$	-0,5595707
$\Delta E_{t-3}$	0,45749375
$\Delta E_{t-4}$	0,250204

Fuente: elaboración propia

En la tabla 10 se muestra el mejor modelo producido por ARIMA con fuerza bruta que arrojó un PPS de un 63% para los valores del precio del oro. Esta capacidad predictiva, estimada en un conjunto extramuestral de 260 datos semanales, resultó estadísticamente significativa en cada uno de los valores, de acuerdo con la prueba de acierto direccional comprobándose así la hipótesis de que si existe capacidad predictiva en los modelos ARIMA con fuerza bruta para el caso del precio del oro.

Tabla 10

<b>Resumen de los resultados</b>		
<b>(porcentaje)</b>		
<b>Modelo</b>	<b>PPS</b>	<b>Prueba DA<sup>a</sup></b>
Oro	63%	4.2932*

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

\*Significativo al 5% y al 10%.

Fuente: elaboración propia

A raíz de la Tabla 10 se pudo confirmar nuevamente que el modelo ARIMA construidos con fuerza bruta obtuvo el PPS esperado superior al 60% y una significancia estadística que logra rechazar la hipótesis nula, aseverando con esto que el modelo sí tiene capacidad predictiva

Se probó la solidez de estos resultados a fin de evitar el problema de *data snooping*. Para ello se tomó el mejor modelo de proyección para cada valor y se lo evaluó en un total de 250 conjuntos extramuestrales de 260 datos de cierre semanales cada uno. Estos 250 conjuntos extramuestrales fueron generados a partir del conjunto extramuestral original utilizando un proceso de *block bootstrap*.

En este estudio, para la selección del mejor modelo ARIMA del universo infinito de combinaciones, la computadora demoró cerca de 2 días en conseguir el mejor resultado. Por lo tanto se comprueba que utilizar fuerza bruta con un equipo de alta tecnología es un

método altamente eficiente. Por lo que sí resulta factible construir un modelo predictivo con una capacidad de predicción superior al 60% para el caso del oro, optimizado con 3.000.000 de iteraciones con fuerza bruta, dado que la optimización por simplex o Solver no alcanzaron el resultado esperado.

# **CAPÍTULO V**

## 5 Conclusiones

Esta investigación permitió determinar la factibilidad en la construcción de un modelo ARIMA optimizado con fuerza bruta, con una capacidad de predicción superior al 60% para la variación en el precio del oro, porcentaje que es aceptable según lo expuesto por Fama y French (1992). Esto no es algo completamente nuevo en los mercados de los commodities, dado que Parisi, Amésitca y Chileno (2016), obtuvieron resultados similares, logrando predecir la variación del precio del petróleo.

Se examinaron distintos modelos predictivos aplicados a diferentes commodities y específicamente un análisis general de los mismos, aplicados al oro. Esto reafirma el interés que la literatura muestra a lo largo del tiempo en su intención por predecir eventos futuros, en lo que a variación de precios respecta.

En cuanto a los modelos ARIMA elaborados con fuerza bruta obtuvieron una gran capacidad para predecir el signo de las variaciones semanales de los valores del oro, en coherencia con los resultados obtenidos en esta investigación, probando así las hipótesis planteadas en el primer capítulo de la investigación.

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 presentaron una capacidad predictiva estadísticamente significativa, ya que el valor del test DA se compara con el valor crítico de una tabla de distribución normal ( $z$ ), el cual es de 1.96, para un nivel de significancia de 5%. Debido a que el valor absoluto del test DA es mayor que  $z$ , se rechaza la hipótesis nula y, en consecuencia, se concluye que el modelo tiene capacidad para predecir el signo de las variaciones del precio del oro.

De esta manera la tesis presenta evidencia de que los modelos ARIMA optimizados con fuerza bruta pueden ser utilizados como otra metodología para mejorar los modelos de proyección de series de tiempo, en función de su capacidad de predicción de signo.

Junto a esto, esta investigación presenta evidencia empírica de la utilización de inteligencia artificial en las finanzas para el desarrollo óptimo de situaciones futuras e inciertas permitiendo una continuación y actualización de las investigaciones propuestas por Parisi, Parisi y Cornejo (2004), permitiendo utilizar el modelo como una herramienta

útil para la toma de decisiones, ya sea para los inversionistas, investigadores y/o todos aquellos actores del mundo financiero cuyo interés está en la solución de este fenómeno de predicción del comportamiento de las acciones y commodities.

## Bibliografía

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 716-723.
- Alfaro, A. (2012). *Metodología para la optimización del número y distribución de sensores para el monitoreo de una viga utilizando algoritmos genéticos*. Santiago: Universidad de Chile.
- 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.
- Araujo Cordeiro, S., Silva Soares, N., Braga, M. J. y Lopez Da Silva, M. 2010. Previsões do preço de exportação da madeira serrada de pinus no Brasil. *Scientia Forestalis*. 38(36): 205-214.
- Barredo J I, Kasanko, M, McCormick, N. y Lavalle, C. (2003): Modelling dynamic spatial processes: simulation of urban future scenarios through cellular automata, *Landscape and urban planning*, 64, pp. 145-160.
- Bon, J., Dab, D., Kapral, R., & A, L. (1996). Lattice gas automata for reactive systems. *Physics Reports*, 55-147.
- 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), Pp. 793-805
- Box, G., & Jenkins, G. (1976). *Time series analysis: Forecasting and Control*. San Francisco: Holden Day.
- Cepeda, A. & Gonzáles, G. (2009). *Predicción de variaciones de precio en el mercado inmobiliario mediante autómatas celulares*. Tesis de grado en ingeniería comercial mención economía, Universidad de Chile, Santiago, Chile.
- Chopra, N., Lakonishok, J., & Ritter, J. R. (1992). Measuring abnormal performance: do stocks overreact? *Journal of financial economics*, 235- 268

- Coelho Junior, L. M., Rezende, J. L. P., Calegario, N., Lopez Da Silva, M. (2006). Análisis longitudinal dos precos do carvao vegetal no estado de minas gerais. *Revista árvore*. 30(3): 429-438.
- Conrad, J., Kaul, G. (1988). Time-variation in expected returns. *The journal of business*, 61, pp.409-425.
- Conrad, J., & Kaul, G. (1989). Mean reversion in short-horizon expected returns. *Review of financial studies*, 2, 225-240.
- Conway, J., Berlekamp, E., & Guy, R. (1983). *Winnings ways for your mathematical plays*. New york: academic press.
- 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.
- Debondt, W. F., & Thaler, R. (1985). Does the stock market overreact? *Journal of finance*, 40 (3), 793-805.
- Dickey, D., & Fuller, W. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the american statistical association*, 74 (366), 427-431.
- 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).
- Engel, E. & Valdes, R. (2001). *Prediciendo el precio del cobre: ¿más allá del camino aleatorio?*, Universidad de Chile, Santiago de Chile.
- Fama, E. & French K. R. (1988). Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of political economy* 98, 247-273.
- Fama, Eugene F. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *Journal of finance, american finance association*, vol. 25, n.2, p. 383-417.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of neural networks*. New jersey: prentice - hall.

- Ferson, W, & Harvey, C. (1991). The variation of economic risk premiums. *Journal of political economy*, 99, pp. 385-415.
- Galeon. (2012). Obtenido De Galeon: <Http://Eddyalfaro.Galeon.Com/Geneticos.Html>
- Garay, G. (2015). Las finanzas conductuales, el alfabetismo financiero y su impacto en la toma de decisiones financieras, el bienestar económico y la felicidad. *Perspectivas*, 7-34.
- Glenn, E. (June De 2009). *Forecasting the s&p 500 index using time series analysis and simulation methods*. Cambridge, Massachusetts: Mit Sloan.
- Gong, p. (1999). Optimal harvest policy with first-order autoregressive prices process. *Journal of forest economics*. 5(3): 413-439.
- González, I., & Jiménez, J. (2003). *Redes neuronales aplicadas a la predicción del precio del tipo de cambio. Rolling vs. Recursivo*. Santiago: Universidad de Chile.
- Greene, W. H. (1999). *Análisis Económico*. Prentice Hall.
- Hanns De La Fuente, H., Lorca, N., Rojas, J. (2008). Análisis de la serie de precios del trigo mediante la metodología Box-Jenkins, y su cointegración con las series de precios de productos derivados. *Revista ingeniería industrial*.
- Hens, T., & Meier, A. (2014). Finanzas Conductuales: La psicología de la inversión. *Finance white Papers*.
- Hernández, R., Baptista, M., Fernández, C. (2010). *Metodología de investigación*. Mexico: Mcgrawhill.
- Hodgson, A., & Nicholls, D. (1991). The impact of index futures markets on australian sharemarket volatility. *Journal of business finance & accounting*, 18 (2), 267-280.
- Koutroumanidis, T., Loannou, K., Arabatzis, G. (2009). Predicting fuelwood prices in Greece with the use of arima models, artificial neural networks and hybrid arima-ann model. *Energy policy*. 37(9): 3627-3634.

- Leskinen, P. Y Kangas, J. (1998). Modelling and simulation of timber prices for forest planning calculation. *Scandinavian journal of forest research*. 13(1-4): 469-476.
- 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* 16, pp.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*, 1 (1), 41-66.
- Lusardi, A. (2008). *Financial literacy: an essential tool for informed consumer choice?* Nber working paper series.
- 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.
- Mei, B., Clutter, M. Y Harris, T. (2010). Modeling and forecasting pine sawtimber stumpage prices in the us south by various time series models. *Canadian journal of forest research*. 40(8): 1506-1516.
- Muñoz, J.D, (1996): *Autómatas celulares y física digital*, memorias del primer congreso colombiano de neuro computación. Academia colombiana de ciencias exactas, físicas y naturales. Santa Fé. Bogotá, D.C.
- 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* 16, pp. 165-176.
- Oliveira, R., Buongiorno, J. Y Kmiotek, A. M. (1977). Time series forecasting models of lumber cash, futures and basis prices. *Forest science*. 23(2): 268-280.
- Pai, P., & Lin, C. (2004). A hybridarima and support vector machines model in stock price forecasting. *Omega*, 497-505.

- 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, F., Parisi, A. (2010). *Teoría de Inversiones*. Chile: Copygraph
- 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* 128, pp. 251-284.
- 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* 284, pp. 789-809.
- Parisi, A., y Gutierrez, M. (2004). *Administración de carteras con Redes Neuronales mediante metodología Rolling*. Santiago: Universidad de Chile.
- 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. (1987). *Mean reversion in stock prices: evidence and implications*. Working paper no. 2343.
- Powell, A. (1990). *The costs of commodity price uncertainty*, Mimeo, Nuffield College, Oxford.
- 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)
- Rodríguez, C. R. (2001). Modelos Box-Jenkins. Aplicación de su metodología a la producción de azúcar en cuba. *Economía y desarrollo*, Vol. 128, N° 1, Pp. 167-180.

- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimensions of a Model. *Annals of Statistics*, 6 (2), Pp. 461-464.
- Shiller, R. (2003). From Efficient Markets Theory to Behavioral. *The Journal of Economic Perspectives*, 83-104.
- Silva Soares, N., Lopez Da Silva, M., Pereira De Rezende, J. L., Eustaquio De Lima, J. & Adame De Carvalho, K. H. (2010). Elaboração de modelo de previsão de preço da madeira de eucalyptus spp. *Cerne*. 16(1): 41-52.
- Thaler, R. (1999). Mental Accounting Matters. *Journal of Behavioral Decision Making*.
- Torrens, P. M. (2000): *How cellular models of urban systems work*. Casa Working Paper Series, N° 28.
- Viego, V., & Broz, D. (2012). *Un modelo de predicción de precios forestales basados en la metodología Box-Jenkins*. Argentina: Técnicas Forestales de Entre Ríos.
- Warr, P. (1986) "Predictive performance of the world bank's commodity price forecasts," mimeo, Australian National University.
- White, R Y Engelen G. (2000): High-resolution integrated modelling of the spatial dynamics of urban and regional systems. *Computers, environment and urban systems*, 24, pp. 383-400.
- White, R, Engelen, G, Y Uljee, I. (1997). The Use Of Constrained Cellular Automata For High Resolution Modelling Of Urban Land Use Dynamics, Environment And Planning B: *Planning And Design*, 24, Pp. 323-343.
- White, R; Engelen, G. (1997). Cellular automata as the basis of integrated dynamic regional modelling, environment and planning b: *planning and design*, 24, 235-246.
- Wolfram, S. (1984). Cellular Automata as Model of Complexity. *Nature*. 311, Pp. 419-424

- Wu, Y. & Zhang, H. (1997). Forward premiums as unbiased predictors of future currency depreciation: A non-parametric analysis. *Journal of International Money and Finance*. 16, pp. 609-623.
- Yin, R. S. (1999). Forecasting short-term timber prices with univariate arima models. *South journal of applied forestry*. 23(1): 53-58.

# **ANEXOS**

**ANEXO 1**

**Precios históricos del oro**

Fecha	Cierre / US\$	Fecha	Cierre / US\$
01-01-2010	1.087,5	13-08-2010	1.214,3
08-01-2010	1.126,8	20-08-2010	1.223,5
15-01-2010	1.128,0	27-08-2010	1.235,0
22-01-2010	1.084,0	03-09-2010	1.240,5
29-01-2010	1.078,5	10-09-2010	1.246,5
05-02-2010	1.058,0	17-09-2010	1.274,0
12-02-2010	1.082,0	24-09-2010	1.297,0
19-02-2010	1.112,8	01-10-2010	1.316,3
26-02-2010	1.108,3	08-10-2010	1.341,5
05-03-2010	1.135,0	15-10-2010	1.367,5
12-03-2010	1.106,3	22-10-2010	1.322,5
19-03-2010	1.105,5	29-10-2010	1.346,8
26-03-2010	1.096,5	05-11-2010	1.395,5
02-04-2010	1.123,5	12-11-2010	1.388,5
09-04-2010	1.152,5	19-11-2010	1.342,5
16-04-2010	1.151,5	26-11-2010	1.355,0
23-04-2010	1.139,5	03-12-2010	1.403,5
30-04-2010	1.179,3	10-12-2010	1.375,3
07-05-2010	1.202,3	17-12-2010	1.368,5
14-05-2010	1.236,5	24-12-2010	1.373,5
21-05-2010	1.179,8	31-12-2010	1.405,5
28-05-2010	1.207,5	07-01-2011	1.367,0
04-06-2010	1.203,5	14-01-2011	1.367,0
11-06-2010	1.220,0	21-01-2011	1.343,5
18-06-2010	1.256,0	28-01-2011	1.319,0
25-06-2010	1.254,0	04-02-2011	1.355,0
02-07-2010	1.201,5	11-02-2011	1.364,0
09-07-2010	1.208,8	18-02-2011	1.383,5

16-07-2010	1.189,3	25-02-2011	1.402,5
23-07-2010	1.190,5	04-03-2011	1.427,0
30-07-2010	1.169,0	11-03-2011	1.411,5
06-08-2010	1.207,8	18-03-2011	1.420,0
Fecha	Cierre / US\$	Fecha	Cierre / US\$
25-03-2011	1.436,0	04-11-2011	1.749,0
01-04-2011	1.418,0	11-11-2011	1.773,0
08-04-2011	1.469,5	18-11-2011	1.719,0
15-04-2011	1.476,8	25-11-2011	1.688,5
22-04-2011	1.504,0	02-12-2011	1.747,0
29-04-2011	1.535,5	09-12-2011	1.709,0
06-05-2011	1.486,5	16-12-2011	1.594,0
13-05-2011	1.505,8	23-12-2011	1.606,5
20-05-2011	1.490,8	30-12-2011	1.531,0
27-05-2011	1.533,0	06-01-2012	1.616,5
03-06-2011	1.540,0	13-01-2012	1.635,5
10-06-2011	1.529,3	20-01-2012	1.653,0
17-06-2011	1.537,5	27-01-2012	1.726,0
24-06-2011	1.514,8	03-02-2012	1.734,0
01-07-2011	1.483,0	10-02-2012	1.711,5
08-07-2011	1.541,5	17-02-2012	1.723,0
15-07-2011	1.587,0	24-02-2012	1.777,5
22-07-2011	1.602,0	02-03-2012	1.707,0
29-07-2011	1.628,5	09-03-2012	1.687,5
05-08-2011	1.658,8	16-03-2012	1.658,0
12-08-2011	1.736,0	23-03-2012	1.664,0
19-08-2011	1.848,0	30-03-2012	1.662,5
26-08-2011	1.788,0	06-04-2012	1.631,0
02-09-2011	1.875,3	13-04-2012	1.666,5
09-09-2011	1.851,0	20-04-2012	1.641,5
16-09-2011	1.794,0	27-04-2012	1.663,5

23-09-2011	1.689,0	04-05-2012	1.643,8
30-09-2011	1.620,0	11-05-2012	1.583,0
07-10-2011	1.652,0	18-05-2012	1.589,5
14-10-2011	1.678,0	25-05-2012	1.569,5
21-10-2011	1.642,5	01-06-2012	1.606,0
28-10-2011	1.741,0	08-06-2012	1.576,5

Fecha	Cierre / US\$	Fecha	Cierre / US\$
15-06-2012	1.627,3	25-01-2013	1.660,0
22-06-2012	1.565,5	01-02-2013	1.669,0
29-06-2012	1.598,5	08-02-2013	1.668,3
06-07-2012	1.587,0	15-02-2013	1.612,3
13-07-2012	1.595,5	22-02-2013	1.576,5
20-07-2012	1.576,3	01-03-2013	1.582,3
27-07-2012	1.618,3	08-03-2013	1.581,8
03-08-2012	1.602,0	15-03-2013	1.595,5
10-08-2012	1.618,5	22-03-2013	1.607,8
17-08-2012	1.614,8	29-03-2013	1.598,3
24-08-2012	1.667,0	05-04-2013	1.568,0
31-08-2012	1.648,5	12-04-2013	1.535,5
07-09-2012	1.728,0	19-04-2013	1.405,5
14-09-2012	1.775,5	26-04-2013	1.471,5
21-09-2012	1.784,5	03-05-2013	1.469,3
28-09-2012	1.776,0	10-05-2013	1.426,5
05-10-2012	1.784,0	17-05-2013	1.368,8
12-10-2012	1.766,8	24-05-2013	1.390,3
19-10-2012	1.737,0	31-05-2013	1.394,5
26-10-2012	1.716,0	07-06-2013	1.386,0
02-11-2012	1.685,0	14-06-2013	1.391,3
09-11-2012	1.738,3	21-06-2013	1.295,3

16-11-2012	1.713,5	28-06-2013	1.192,0
23-11-2012	1.734,5	05-07-2013	1.212,8
30-11-2012	1.726,0	12-07-2013	1.279,8
07-12-2012	1.701,5	19-07-2013	1.295,8
14-12-2012	1.696,3	26-07-2013	1.331,0
21-12-2012	1.651,5	02-08-2013	1.309,3
28-12-2012	1.657,5	09-08-2013	1.309,0
04-01-2013	1.648,0	16-08-2013	1.369,3
11-01-2013	1.657,5	23-08-2013	1.377,5
18-01-2013	1.688,5	30-08-2013	1.394,8

Fecha	Cierre / US\$	Fecha	Cierre / US\$
06-09-2013	1.387,0	09-05-2014	1.291,3
13-09-2013	1.318,5	16-05-2014	1.291,5
20-09-2013	1.349,3	23-05-2014	1.291,5
27-09-2013	1.341,0	30-05-2014	1.250,5
04-10-2013	1.309,8	06-06-2014	1.247,5
11-10-2013	1.265,5	13-06-2014	1.273,0
18-10-2013	1.316,5	20-06-2014	1.312,5
25-10-2013	1.347,8	27-06-2014	1.317,5
01-11-2013	1.306,8	04-07-2014	1.319,3
08-11-2013	1.285,5	11-07-2014	1.335,0
15-11-2013	1.287,3	18-07-2014	1.307,3
22-11-2013	1.246,3	25-07-2014	1.294,8
29-11-2013	1.253,0	01-08-2014	1.291,3
06-12-2013	1.233,0	08-08-2014	1.309,8
13-12-2013	1.232,0	15-08-2014	1.296,0
20-12-2013	1.195,3	22-08-2014	1.277,3
27-12-2013	1.214,5	29-08-2014	1.285,8
03-01-2014	1.234,5	05-09-2014	1.266,0

10-01-2014	1.244,3	12-09-2014	1.231,5
17-01-2014	1.250,0	19-09-2014	1.219,8
24-01-2014	1.267,0	26-09-2014	1.213,8
31-01-2014	1.251,0	03-10-2014	1.195,0
07-02-2014	1.259,3	10-10-2014	1.219,0
14-02-2014	1.320,0	17-10-2014	1.234,3
21-02-2014	1.323,3	24-10-2014	1.232,8
28-02-2014	1.326,5	31-10-2014	1.164,3
07-03-2014	1.335,3	07-11-2014	1.154,5
14-03-2014	1.385,0	14-11-2014	1.169,0
21-03-2014	1.336,0	21-11-2014	1.203,8
28-03-2014	1.294,8	28-11-2014	1.182,8
04-04-2014	1.297,3	05-12-2014	1.194,0
11-04-2014	1.318,0	12-12-2014	1.217,0
18-04-2014	1.299,0	19-12-2014	1.195,5
25-04-2014	1.301,3	26-12-2014	1.175,8
02-05-2014	1.281,3		

**ANEXO 2**

**Tabla de proyección de signo del modelo ARIMA para el oro**

Variación del precio	Proyección del precio	Predicción	Error	Error^2
39,25			-39,24	
1,25	3,2871989	1	2,0371989	4,15017936
-44	47,7206207	0	91,7206207	8412,67225
-5,5	-75,5081451	1	-70,0081451	4901,14038
-20,5	-0,64488959	1	19,8551104	394,22541
24	90,1736736	1	66,1736736	4378,95508
30,75	-139,961878	0	-170,711878	29142,5453
-4,5	100,617948	0	105,117948	11049,783
26,75	43,4372376	1	16,6872376	278,4639
-28,75	-153,034645	1	-124,284645	15446,6729
-0,75	169,737951	0	170,487951	29066,1413
-9	-78,2164522	1	-69,2164522	4790,91725
27	-54,3643508	0	-81,3643508	6620,15759
29	110,76446	1	81,7644605	6685,42699
-1	-17,1062424	1	-16,1062424	259,411046
-12	-77,9522301	1	-65,9522301	4349,69666
39,75	102,395043	1	62,6450428	3924,40139
23	-26,5690985	0	-49,5690985	2457,09552
34,25	-12,0753938	0	-46,3253938	2146,04211
-56,75	50,6957144	0	107,445714	11544,5815
27,75	13,6033264	1	-14,1466736	200,128373
-4	-139,651511	1	-135,651511	18401,3324
16,5	227,729603	1	211,229603	44617,9454
36	-151,664831	0	-187,664831	35218,0889
-2	-15,4421721	1	-13,4421721	180,691991
-52,5	199,934432	0	252,434432	63723,1424
7,25	-207,686145	0	-214,936145	46197,5462
-19,5	-24,3214775	1	-4,82147754	23,2466457

1,25	271,557897	1	270,307897	73066,3593
-21,5	-322,957591	1	-301,457591	90876,6791
38,75	87,6129872	1	48,8629872	2387,59152
6,5	188,218966	1	181,718966	33021,7827
9,25	-228,048986	0	-237,298986	56310,8089
11,5	26,7982426	1	15,2982426	234,036227
5,5	235,649737	1	230,149737	52968,9016
6	-269,44518	0	-275,44518	75870,0469
27,5	64,0702258	1	36,5702258	1337,38142
23	219,251102	1	196,251102	38514,4951
19,25	-258,788099	0	-278,038099	77305,1844
25,25	80,8530817	1	55,6030817	3091,7027
26	210,506452	1	184,506452	34042,6308
-45	-265,178192	1	-220,178192	48478,4364
24,25	107,252454	1	83,0024545	6889,40745
48,75	105,008576	1	56,2585757	3165,02734
-7	-141,850714	1	-134,850714	18184,7152
-46	75,0377295	0	121,037729	14650,132
12,5	48,3502825	1	35,8502825	1285,24275
48,5	-156,507015	0	-205,007015	42027,876
-28,25	161,862958	0	190,112958	36142,9369
-6,75	17,5501556	0	24,3001556	590,497563
5	-233,820842	0	-238,820842	57035,3947
32	264,173464	1	232,173464	53904,5176
-38,5	-51,2524104	1	-12,7524104	162,623971
0	-173,649922	0	-173,649922	30154,2953
-23,5	172,905126	0	196,405126	38574,9735
-24,5	26,9230906	0	51,4230906	2644,33424
36	-260,695256	0	-296,695256	88028,075
9	239,993404	1	230,993404	53357,9528
19,5	45,4032337	1	25,9032337	670,977514

19	-310,620594	0	-329,620594	108649,736
24,5	328,08347	1	303,58347	92162,9235
-15,5	-19,6581997	1	-4,1581997	17,2906247
8,5	-273,08453	0	-281,58453	79289,8473
16	294,700326	1	278,700326	77673,8718
-18	-0,60826094	1	17,3917391	302,472588
51,5	-287,784168	0	-339,284168	115113,747
7,25	293,661642	1	286,411642	82031,6286
27,25	61,9491426	1	34,6991426	1204,0305
31,5	-385,143294	0	-416,643294	173591,635
-49	421,045148	0	470,045148	220942,441
19,25	-35,6828245	0	-54,9328245	3017,61521
-15	-438,832792	1	-423,832792	179634,236
42,25	576,904039	1	534,654039	285854,942
7	-225,083428	0	-232,083428	53862,7176
-10,75	-259,657852	1	-248,907852	61955,1187
8,25	479,819139	1	471,569139	222377,453
-22,75	-238,497127	1	-215,747127	46546,8227
-31,75	-213,310193	1	-181,560193	32964,1035
58,5	433,951443	1	375,451443	140963,786
45,5	-268,607292	0	-314,107292	98663,3906
15	-69,0758509	0	-84,0758509	7068,74871
26,5	359,598433	1	333,098433	110954,566
30,25	-282,2297	0	-312,4797	97643,5629
77,25	-6,88646941	0	-84,1364694	7078,94548
112	342,869495	1	230,869495	53300,7235
-60	-241,291603	1	-181,291603	32866,6455
87,25	40,985018	1	-46,264982	2140,44856
-24,25	131,328173	0	155,578173	24204,568
-57	37,0504727	0	94,0504727	8845,49142
-105	-273,551565	1	-168,551565	28409,63

-69	262,566353	0	331,566353	109936,246
32	-137,101316	0	-169,101316	28595,2551
26	-172,159942	0	-198,159942	39267,3626
-35,5	333,09677	0	368,59677	135863,579
98,5	-216,384561	0	-314,884561	99152,2865
8	-152,272953	0	-160,272953	25687,4195
24	529,525045	1	505,525045	255555,571
-54	-474,140426	1	-420,140426	176517,977
-30,5	58,9733128	0	89,4733128	8005,4737
58,5	330,541769	1	272,041769	74006,7243
-38	-393,569519	1	-355,569519	126429,683
-115	144,191373	0	259,191373	67180,1678
12,5	144,043782	1	131,543782	17303,7667
-75,5	-400,098934	1	-324,598934	105364,468
85,5	320,93861	1	235,43861	55431,3392
19	-103,585483	0	-122,585483	15027,2008
17,5	-61,7540506	0	-79,2540506	6281,20454
73	90,4943619	1	17,4943619	306,052698
8	36,541443	1	28,541443	814,613967
-22,5	-47,8777279	1	-25,3777279	644,029073
11,5	8,55069277	1	-2,94930723	8,69841314
54,5	54,148151	1	-0,35184901	0,12379773
-70,5	-25,8902339	1	44,6097661	1990,03123
-19,5	31,0096372	0	50,5096372	2551,22345
-29,5	-114,595739	1	-85,0957395	7241,28488
6	132,929296	1	126,929296	16111,0461
-1,5	-96,9804169	1	-95,4804169	9116,51
-31,5	-11,5542538	1	19,9457462	397,83279
35,5	75,6007041	1	40,1007041	1608,06647
-25	-105,44285	1	-80,4428501	6471,05213
22	87,9043687	1	65,9043687	4343,38581

-19,75	-56,6593137	1	-36,9093137	1362,29744
-60,75	31,3165247	0	92,0665247	8476,24496
6,5	-39,2671087	0	-45,7671087	2094,62824
-20	-40,7039905	1	-20,7039905	428,655223
36,5	102,327645	1	65,8276452	4333,27887
-29,5	-129,891631	1	-100,391631	10078,4796
50,75	91,1753255	1	40,4253255	1634,20694
-61,75	-40,4074722	1	21,3425278	455,503493
33	47,8923409	1	14,8923409	221,781818
-11,5	-137,196705	1	-125,696705	15799,6618
8,5	207,084643	1	198,584643	39435,8604
-19,25	-158,194923	1	-138,944923	19305,6917
42	4,39216587	1	-37,6078341	1414,34919
-16,25	112,772679	0	129,022679	16646,8517
16,5	-52,0650647	0	-68,5650647	4701,16809
-3,75	-113,499263	1	-109,749263	12044,9007
52,25	232,200631	1	179,950631	32382,2295
-18,5	-156,606953	1	-138,106953	19073,5304
79,5	18,6578307	1	-60,8421693	3701,76956
47,5	91,1473914	1	43,6473914	1905,09477
9	36,8385008	1	27,8385008	774,982129
-8,5	-119,393838	1	-110,893838	12297,4432
8	138,658893	1	130,658893	17071,7462
-17,25	-13,8148973	1	3,43510271	11,7999306
-29,75	-91,9241578	1	-62,1741578	3865,62589
-21	88,3558584	0	109,355858	11958,7038
-31	-22,129172	1	8,87082799	78,6915891
53,25	-89,7140144	0	-142,964014	20438,7094
-24,75	77,3297493	0	102,079749	10420,2752
21	75,0850061	1	54,0850061	2925,18789
-8,5	-238,75471	1	-230,25471	53017,2314

-24,5	248,26179	0	272,76179	74398,994
-5,25	-70,7780349	1	-65,5280349	4293,92335
-44,75	-183,942354	1	-139,192354	19374,5113
6	260,354754	1	254,354754	64696,3407
-9,5	-160,413463	1	-150,913463	22774,8733
9,5	-67,4834531	0	-76,9834531	5926,45204
31	188,421416	1	157,421416	24781,5022
-28,5	-112,551107	1	-84,0511069	7064,58857
9	-50,4740199	0	-59,4740199	3537,15904
-0,75	121,554808	0	122,304808	14958,4661
-56	-38,044423	1	17,955577	322,402744
-35,75	-109,614887	1	-73,8648869	5456,02152
5,75	90,2200267	1	84,4700267	7135,18542
-0,5	-9,20374523	1	-8,70374523	75,755181
13,75	-90,5211215	0	-104,271122	10872,4668
12,25	80,6943502	1	68,4443502	4684,62907
-9,5	19,1615156	0	28,6615156	821,482477
-30,25	-101,338532	1	-71,0885322	5053,57941
-32,5	74,678992	0	107,178992	11487,3363
-130	-9,89588919	1	120,104111	14424,9974
66	-108,529134	0	-174,529134	30460,4188
-2,25	-39,454778	1	-37,204778	1384,19551
-42,75	278,836571	0	321,586571	103417,923
-57,75	-384,967981	1	-327,217981	107071,607
21,5	107,36728	1	85,8672797	7373,18972
4,25	196,874049	1	192,624049	37104,0242
-8,5	-286,319156	1	-277,819156	77183,4834
5,25	60,8281449	1	55,5781449	3088,93019
-96	218,427535	0	314,427535	98864,6747
-103,25	-301,935942	1	-198,685942	39476,1036
20,75	-38,9312192	0	-59,6812192	3561,84793

67	261,436966	1	194,436966	37805,7339
16	-221,749338	0	-237,749338	56524,7479
35,25	-13,5169371	0	-48,7669371	2378,21416
-21,75	227,606207	0	249,356207	62178,5179
-0,25	-170,867867	1	-170,617867	29110,4567
60,25	-86,058822	0	-146,308822	21406,2714
8,25	307,697804	1	299,447804	89668,9873
17,25	-175,251835	0	-192,501835	37056,9565
-7,75	-132,695569	1	-124,945569	15611,3953
-68,5	374,281521	0	442,781521	196055,476
30,75	-284,899916	0	-315,649916	99634,8697
-8,25	-135,115441	1	-126,865441	16094,8401
-31,25	503,930408	0	535,180408	286418,069
-44,25	-470,28503	1	-426,03503	181505,847
51	-24,9443545	0	-75,9443545	5767,54497
31,25	449,346564	1	418,096564	174804,737
-41	-383,253844	1	-342,253844	117137,694
-21,25	-61,3237497	1	-40,0737497	1605,90542
1,75	410,611002	1	408,861002	167167,319
-41	-375,140411	1	-334,140411	111649,814
6,75	-24,1665074	0	-30,9165074	955,830432
-20	341,650245	0	361,650245	130790,899
-1	-318,716346	1	-317,716346	100943,677
-36,75	-62,0282175	1	-25,2782175	638,988279
19,25	396,751752	1	377,501752	142507,573
20	-429,144342	0	-449,144342	201730,64
9,75	102,583574	1	92,8335737	8618,07241
5,75	312,760935	1	307,010935	94255,7141
17	-424,928096	0	-441,928096	195300,442
-16	149,539564	0	165,539564	27403,3472
8,25	294,602343	1	286,352343	81997,6645

60,75	-490,399913	0	-551,149913	303766,226
3,25	265,061333	1	261,811333	68545,1743
3,25	278,265149	1	275,015149	75633,3321
8,75	-582,540222	0	-591,290222	349624,127
49,75	384,539711	1	334,789711	112084,15
-49	194,215209	0	243,215209	59153,6378
-41,25	-528,950661	1	-487,700661	237851,935
2,5	288,463845	1	285,963845	81775,3205
20,75	230,21239	1	209,46239	43874,4928
-19	-542,124828	1	-523,124828	273659,586
2,25	356,260045	1	354,010045	125323,112
-20	127,317453	0	147,317453	21702,432
10	-478,380503	0	-488,380503	238515,516
0,25	344,418326	1	344,168326	118451,837
0	139,615551	0	139,615551	19492,5022
-41	-518,334934	1	-477,334934	227848,639
-3	418,064238	0	421,064238	177295,093
25,5	17,8480286	1	-7,65197142	58,5526667
39,5	-422,882994	0	-462,382994	213798,033
5	446,954944	1	441,954944	195324,172
1,75	-14,507196	0	-16,257196	264,296421
15,75	-439,001909	0	-454,751909	206799,298
-27,75	510,416961	0	538,166961	289623,678
-12,5	-81,3993116	1	-68,8993116	4747,11514
-3,5	-466,049848	1	-462,549848	213952,362
18,5	591,726426	1	573,226426	328588,536
-13,75	-176,283635	1	-162,533635	26417,1824
-18,75	-388,741123	1	-369,991123	136893,431
8,5	561,596198	1	553,096198	305915,405
-19,75	-216,804341	1	-197,054341	38830,4132
-34,5	-326,904847	1	-292,404847	85500,5943

-11,75	527,482558	0	539,232558	290771,752
-6	-268,870431	1	-262,870431	69100,8637
-18,75	-259,200629	1	-240,450629	57816,5051
24	524,504191	1	500,504191	250504,445
15,25	-331,710162	0	-346,960162	120381,354
-1,5	-142,514792	1	-141,014792	19885,1716
-68,5	480,536071	0	549,036071	301440,607
-9,75	-374,683037	1	-364,933037	133176,121
14,5	-167,794039	0	-182,294039	33231,1168
34,75	581,498545	1	546,748545	298933,972
-21	-469,816191	1	-448,816191	201435,973
11,25	-52,7176275	0	-63,9676275	4091,85736
23	487,239458	1	464,239458	215518,274
-21,5	-424,145786	1	-402,645786	162123,629
-19,75	-28,7579998	1	-9,00799977	81,1440598

**ANEXO 3****Códigos de programación visual basic para el modelo ARIMA con fuerza bruta**

```
Sub ArimaOro()  
Max = 0  
For x = 1 To 3000000  
Cells(1, 5) = x  
If Cells(1, 12) > Max Then alpha1 = Cells(1, 8)  
If Cells(1, 12) > Max Then alpha2 = Cells(2, 8)  
If Cells(1, 12) > Max Then alpha3 = Cells(3, 8)  
If Cells(1, 12) > Max Then alpha4 = Cells(4, 8)  
If Cells(1, 12) > Max Then alpha5 = Cells(5, 8)  
If Cells(1, 12) > Max Then alpha6 = Cells(6, 8)  
If Cells(1, 12) > Max Then alpha7 = Cells(7, 8)  
If Cells(1, 12) > Max Then alpha8 = Cells(8, 8)  
If Cells(1, 12) > Max Then Max = Cells(1, 12)  
  
Cells(1, 6) = alpha1  
Cells(2, 6) = alpha2  
Cells(3, 6) = alpha3  
Cells(4, 6) = alpha4  
Cells(5, 6) = alpha5  
Cells(6, 6) = alpha6  
Cells(7, 6) = alpha7  
Cells(8, 6) = alpha8  
  
Next x  
  
,  
' ArimaOro Macro  
,  
  
,  
End Sub
```