

UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA
FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES
ESCUELA PROFESIONAL DE CIENCIAS CONTABLES Y FINANCIERAS



**ALGORITMOS GENÉTICOS Y LA PREDICCIÓN DE SIGNO DE
LAS ACCIONES DE CERRO VERDE EN LA BOLSA DE
VALORES DE LIMA PERIODO 2014**

Tesis para optar Título Profesional de Contador Público

PRESENTADO POR:

WALTHER ARTURO BUENO MARIACA

TACNA – PERÚ

2014

UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA
FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES
ESCUELA PROFESIONAL DE CIENCIAS CONTABLES Y FINANCIERAS



**ALGORITMOS GENÉTICOS Y LA PREDICCIÓN DE SIGNO DE
LAS ACCIONES DE CERRO VERDE EN LA BOLSA DE
VALORES DE LIMA PERIODO 2014**

Dedicatoria:

El presente trabajo está dedicado a mis padres y amigos que me apoyaron durante el proceso del desarrollo de la presente tesis.

RECONOCIMIENTO

La realización de esta investigación de tesis de pregrado fue posible, en primer lugar, gracias a la supervisión académica de la Mag. Elizabeth Medina Soto, profesora del curso de investigación en la E.A.P. de Ciencias Contables y Financieras, por haber orientado y guiado la investigación a través de la aplicación del método científico. Se agradece al CPC. Daniel Arocutipa Chino, Director de la Escuela de Ciencias Contables y Financieras, quien me transmitió todos los conocimientos contables y financieros durante todo mi formación profesional . De igual modo se agradece a los estudiantes y profesores por su disposición y confianza, que sin ellos no se hubiera podido recoger los datos necesarios en este estudio.

Igualmente, se agradece a Guido y Luis Carlos por haberme apoyado en los momentos más difíciles en el desarrollo de la tesis. A Ronny y Cynthia por extender su mano y motivarme a seguir adelante y terminar esta investigación.

De igual manera se agradece al Comité evaluador, a cada uno de los jurados que brindaron su predisposición para revisar y brindar sus recomendaciones para la mejora de la tesis en cada una de las etapas del proceso de desarrollo de la investigación.

Se agradece a todas aquellas personas que en forma directa o indirecta contribuyeron a que este trabajo de investigación pudiera llevarse a cabo. Por último un agradecimiento profundo a mis padres por su constante paciencia y apoyo que siempre demostraron.

RESUMEN

La presente investigación se realizó a través de la utilización de modelos multivariados ARIMA, que gracias a la potencia de los algoritmos genéticos se pudo optimizar la solución hasta el nivel más alto. Asimismo, se utilizó un método iterativo con feed back para poder procesar todas las cotizaciones de las acciones consideradas (CVERDEC1, IGBVL, DWJONES). Se procesaron más de 500 datos de forma automatizada a través de un software creado específicamente para la presente tesis.

El objetivo principal de la tesis es: “Determinar de qué manera los algoritmos genéticos optimizan la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014” y la hipótesis principal es: “Los Algoritmos Genéticos optimizan significativamente la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014”

Se pudo hallar que los algoritmos genéticos permiten predecir el signo de las acciones de cerro verde. En la presente investigación el mejor modelo multivariado fue $\Delta CVERDEC1_t = \beta_1 \Delta IGBVL_{t-1}$, el cual significó una rentabilidad del 34.99 % y un PPS igual a 14 y un acierto direccional (DA) igual a 10.3909.

Además, se determinó que la variabilidad (dirección de cambio) de las acciones de Cerro Verde, según el modelo multivariado hallado, depende de la primera diferencia rezagada del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima $\Delta IGBVL_{t-1}$.

ÍNDICE

1. CAPÍTULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.1. Identificación y Determinación del Problema.....	1
1.2. Formulación del Problema.....	2
1.2.1. Problema General	2
1.2.2. Problemas Específicos.....	2
1.3. Objetivos Generales y Específicos.....	3
1.3.1. Objetivo General.....	3
1.3.2. Objetivos Específicos	3
1.4. Importancia y Alcances de la Investigación	3
1.4.1. Importancia.....	3
1.4.2. Alcances	4
2. CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	4
2.1. Antecedentes del Estudio	4
2.2. Bases Teóricas - Científicas.....	7
2.2.1. Algoritmos Genéticos.....	7
2.2.1.1. Definición de Algoritmo Genético	7
2.2.1.2. Origen.....	9
2.2.1.3. Ventajas y Desventajas.....	10
2.2.1.4. Funcionamiento del Algoritmo Genético.....	11
2.2.1.5. Componentes del Algoritmo Genético	12
2.2.1.6. Operaciones con Algoritmos Genéticos	19
2.2.2. Predicción de Signo de Acciones	25
2.2.2.1. Definición de Predicción de Signo en Acciones	25
2.2.2.2. Significancia Económica	29
2.2.2.3. Bolsa de Valores de Lima	30
2.2.2.3.1. Acciones de Cerro Verde	34
2.2.2.4. Mercado de Valores.....	35
2.3. Definición de términos básicos	39

2.4.	Sistema de Hipótesis	41
2.4.1.	Hipótesis General.....	41
2.4.2.	Hipótesis Específicas.....	41
2.5.	Sistema de variables	41
2.5.1.	Algoritmos Genéticos.....	41
2.5.2.	Predicción de Signo en Acciones	42
2.5.3.	Operacionalización de Variables	43
3.	CAPÍTULO III: METODOLOGÍA	44
3.1.	Tipo de Investigación.....	44
3.2.	Diseño de Investigación	44
3.3.	Población y Muestra	44
3.3.1.	Población	44
3.3.2.	Muestra	44
3.4.	Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos.....	45
3.4.1.	Técnicas.....	45
3.4.1.1.	Observación	45
3.4.2.	Instrumentos	45
3.4.2.1.	Ficha de Registro	45
3.5.	Técnicas de Procesamiento de Datos	46
3.5.1.	Procesamiento de los datos	46
3.6.	Selección y Validación de los Instrumentos de Investigación.....	47
3.6.1.	Selección de los Instrumentos de Investigación	47
3.6.2.	Validación de los Instrumentos de Investigación	47
4.	CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN	49
4.1.	Tratamiento Estadístico e Interpretación de Cuadros	49
4.1.1.	Muestra para el Índice Dow Jones	49
4.1.2.	Muestra para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima.....	52
4.1.3.	Muestra de las cotizaciones de las acciones de Cerro Verde	54
4.2.	Presentación de Resultados.....	57
4.3.	Contraste de Hipótesis	59

4.4.	Discusión de Resultados.....	63
4.4.1.	Estado del Arte	63
4.4.2.	Explicación de resultados	64
5.	CONCLUSIONES.....	66
6.	RECOMENDACIONES	67
7.	REFERENCIAS	68
8.	ANEXOS.....	71
	ANEXO A: MATRIZ DE CONSISTENCIA	72
	ANEXO B: OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES.....	73
	ANEXO C: REGISTRO HISTÓRICO DE COTIZACIONES 2010 - 2013	74
	ANEXO D: PRUEBA DE NORMALIDAD DOW JONES	87
	ANEXO E: PRUEBA DE NORMALIDAD IGBVL.....	88
	ANEXO F: PRUEBA DE NORMALIDAD CVERC1.....	89
	ANEXO G: GRÁFICOS DE TENDENCIA	90
	ANEXO H: GRÁFICOS DE LAS 1ERAS DIFERENCIAS REZAGADAS	91
	ANEXO I: COTIZACIONES DE DJ, IGBVL Y CVERDEC1 AL 1ER SEMESTRE 2014.....	92
	ANEXO J: POBLACIÓN INICIAL DEL ALGORITMO GENÉTICO.....	93
	ANEXO K: VARIACIONES OBSERVADAS Y PRONOSTICADAS DEL CVERDEC1.....	95

Índice de Figuras

Figura 1: Funcionamiento de Algoritmo Genético.....	12
Figura 2: Modificación de Función Objetivo	15
Figura 3: Ejemplo Cadena Cromosómica	17
Figura 4: Ejemplo de Gen	17
Figura 5: Ejemplo de Fenotipo	18
Figura 6: Ejemplo de Individuo.....	18
Figura 7: Ejemplo de Alelo.....	18
Figura 8: Cruza de un punto	21
Figura 9: Cruza de dos puntos.....	22
Figura 10: Cruza Uniforme	23
Figura 11: Composición Accionariado Cerro Verde	34
Figura 12: Información Financiera Cerro Verde	35
Figura 13. Tendencia del Dow Jones.....	51
Figura 14. Tendencia de la 1era diferencia rezagada del Dow Jones.....	51
Figura 15. Tendencia del IGBVL	53
Figura 16. Tendencia de la 1era diferencia rezagada del IGBVL.....	54
Figura 17. Tendencia de las Acciones de Cerro Verde	56
Figura 18. Tendencia de la 1era diferencia rezagada de CVERDEC1	56
Figura 19. Esquema del Algoritmo Genético de Selección de Modelos	58
Figura 20. Parámetros Iniciales del Algoritmo Genético.....	61
Figura 21. Contraste de Hipótesis	61
Figura 22. Tendencia del PPS	65

Índice de Tablas

Tabla 1. Estadísticos para la muestra Dow Jones.....	50
Tabla 2. Estadísticos para la muestra IGBVL.....	53
Tabla 3. Estadísticos para la muestra de Cerro Verde	55

INTRODUCCIÓN

En el presente proyecto de investigación se aborda el tema de “Algoritmos Genéticos y la Predicción de Signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014”. Merece resaltar que el interés que motivó esta investigación es que urgen en la Bolsa nuevos modelos que permitan predecir el comportamiento de las acciones, ya que de esta manera se podrá obtener una mayor rentabilidad al comprar o vender acciones. En este sentido los algoritmos genéticos como método evolutivo de apoyo, permitirá obtener un comportamiento pronosticado de las acciones de cerro verde en la BVL.

Por lo antes referido, el presente trabajo de investigación considera los siguientes acápite: El primer capítulo describe el Planteamiento del Problema. El segundo capítulo hace énfasis en el Marco Teórico. El tercer capítulo detalla la Metodología. El cuarto capítulo muestra los Resultados y Discusión. El quinto capítulo menciona las Conclusiones. El sexto capítulo menciona las Recomendaciones. El séptimo capítulo enumera las Referencias y el octavo capítulo se muestran los Anexos.

En el marco metodológico se utiliza el diseño no experimental, el nivel de Investigación es descriptivo y transeccional. El tipo de estudio es Aplicada, ya que se utiliza la teoría para proponer después alguna estrategia, modelo o norma como es el caso de la presente investigación. La población para el presente trabajo de investigación está constituida por los valores de cierre semanales de las acciones de cerro verde en el mercado bursátil.

Por otro lado, la recolección de datos se hace en forma personal y de primera fuente, la técnica es extraer los valores de cierre semanales de las acciones de cerro verde desde la página web de la Bolsa de Valores de Lima, para luego hacer el procesamiento a través de un módulo implementado en Excel para calcular el modelo multivariado óptimo que permita optimizar el pronóstico del comportamiento de las acciones de Cerro Verde.

TESIS: “ALGORITMOS GENÉTICOS Y LA PREDICCIÓN DE SIGNO DE LAS ACCIONES DE CERRO VERDE EN LA BOLSA DE VALORES DE LIMA PERIODO 2014”

1. CAPÍTULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Identificación y Determinación del Problema

Las acciones en la Bolsa de Valores de Lima varían día a día debido a variables endógenas y exógenas, las cuales ejercen un efecto sobre el valor de las acciones de la bolsa. Estas variaciones son las que crean un mercado en el cual se compran y venden acciones. El gran problema para un inversionista radica en poder determinar si el precio de una acción va a subir o bajar, ahí es donde los pronósticos resultan una técnica de gran fiabilidad para poder determinar esas variaciones.

Los pronósticos financieros son un método relativamente reciente y cada vez más populares que especulan sobre los movimientos de diversos instrumentos financieros como acciones, divisas, futuros, opciones, etc., sin la necesidad de adquirirlos. Es por ello que a través del tiempo surgieron muchos métodos para lograr el ansiado pronóstico de las acciones de la bolsa.

Cada vez se hace urgente tener un modelo que permita pronosticar la variación del precio de las acciones en la bolsa para poder ejecutar transacciones más rentables. Una de las formas son los algoritmos genéticos que permiten optimizar modelos de predicción, de esta manera se podrá conocer con cierto grado de certeza cuál será el comportamiento de una determinada acción en base a sus comportamientos pasados.

Hoy cotizan en bolsa 283 empresas (Bolsa de Valores de Lima, 2013) de distintos sectores económicos, los cuales representan el mercado bursátil

peruano, es sin lugar a dudas un mercado cambiante como toda bolsa, sin embargo, hacen falta modelos de pronóstico que brinden un alto grado de confianza en sus predicciones para poder invertir disminuyendo la incertidumbre. Herramientas de ese tipo urgen para hacer que las decisiones de inversión no sean tan riesgosas como lo son hoy en día.

1.2. Formulación del Problema

Por lo antes referido, merece plantear la formulación del problema:

1.2.1. Problema General

¿De qué manera los algoritmos genéticos optimizan la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014?

1.2.2. Problemas Específicos

- a. ¿Cómo determinar el modelo multivariado para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014?
- b. ¿Cómo determinar el grado de predicción del modelo multivariado óptimo para la predicción de signo de las acciones de cerro verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014?
- c. ¿Cómo determinar la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde con una estrategia activa y pasiva en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014?

1.3. Objetivos Generales y Específicos

1.3.1. Objetivo General

Determinar de qué manera los algoritmos genéticos optimizan la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.

1.3.2. Objetivos Específicos

- a) Determinar el modelo multivariado para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.
- b) Determinar el grado de predicción del modelo multivariado óptimo para la predicción de signo de las acciones de cerro verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.
- c) Determinar la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde con una estrategia de inversión activa y pasiva en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.

1.4. Importancia y Alcances de la Investigación

1.4.1. Importancia

La presente investigación es importante porque permitirá sentar las bases para el pronóstico del comportamiento de las cotizaciones de las acciones de Cerro Verde. Sin lugar a dudas, la predicción del comportamiento influirá en una buena toma de decisiones financieras, lo cual significará un mejor rendimiento y liquidez de los activos financieros de Cerro Verde tanto a corto como a largo plazo.

1.4.2. Alcances

La presente investigación plantea como objeto de investigación las cotizaciones de las acciones de la empresa minera Cerro Verde. Cabe indicar que los datos de las cotizaciones de las acciones serán recopilados de la página de Bolsa de Valores de Lima a través de sus informes con valores históricos de cotizaciones.

2. CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes del Estudio

En el trabajo de investigación del PhD. Antonino Parisi (2007) cuyo título es: "**Técnicas Avanzadas para la Predicción de la variación del ISHARE MSCI BRAZIL INDEX (EWZ)**", presentado para la revista "Estudios de Información y Control de Gestión" de la Facultad de Economía y Negocios de La Universidad de Chile; arriba a las siguientes conclusiones:

- La mejor técnica de proyección obtenida en este estudio, para predecir el signo de las variaciones del iShare EWZ, resultó ser el algoritmo genético, alcanzando un 70,8% de porcentaje de predicción de signo (PPS) en el conjunto extramuestral de 130 semanas. El segundo mejor modelo también resultó uno alcanzado con algoritmo genético, logrando un 70,0% de PPS extramuestral. Otra técnica que alcanzó el 70,0% de PPS extramuestral fue la de red neuronal, situándose como el tercer mejor modelo encontrado en este estudio.

Por otro lado, la Sra. Guadalupe Muñoz Martín (2008) en su Tesis: "**La rentabilidad de la Bolsa Española (1990-2007) y las limitaciones del análisis financiero convencional**", trabajo presentado para optar el Grado de Doctor en Economía en la Universidad Complutense de Madrid; la autora concluye que:

- Una buena parte del trabajo realizado en esta Tesis Doctoral ha consistido en la cuidadosa y ardua contrastación, para el caso español, de la adecuación o no del Análisis Técnico como instrumento para conseguir en la práctica, mediante una inversión en Bolsa, ganancias superiores a la media del mercado. En este sentido se ha visto que, utilizando una de las técnicas más avanzadas y sofisticadas (los algoritmos de programación genética), recomendadas en la literatura actual sobre análisis técnico, no se han podido encontrar de manera sistemática reglas que ganen al mercado. En dicha literatura, un resultado de este tipo se interpreta, mayoritariamente, como una confirmación de la hipótesis de la eficiencia del mercado bursátil y de los mercados financieros en general.

Asimismo, el Sr. Allan Hernández Chanto (2009) en su Artículo de Investigación: "**Una aplicación de Algoritmos Genéticos a la regla del filtro en la transacción de acciones**" para la Escuela de Economía de la Universidad de Costa Rica, concluye en lo siguiente:

- Al aplicar los algoritmos genéticos a la regla del filtro en la transacción de acciones, se obtiene un mejor desempeño que el obtenido con una estrategia simple de comprar y mantener la acción, a pesar que de conformidad con las pruebas de auto correlación lineal no se puede descartar la hipótesis nula de aleatoriedad. Esto sugiere que la ausencia de auto correlación lineal no es suficiente para descartar la utilización de la serie de precios en la formación de expectativas sobre el comportamiento futuro de los mismos, por lo que sería deseable incorporar alguna medida de auto correlación no lineal como criterio de decisión en la regla del filtro.

Además, la Sra. Jenny Paola Robledo Escobar (2008) en su Tesis: "**Portafolios de Inversión a través de Redes Neuronales y Algoritmos Genéticos**" para optar el Grado de Magister en Administración Económica y Financiera, en la Universidad Tecnológica de Pereira, concluye lo siguiente:

- El comportamiento de los precios de tendencia frente a los precios reales demuestra que el método de markowitz no puede predecir con claridad cómo serán los precios en el futuro, el método de markowitz optimizado con algoritmo genético puede ser más exacto.

También podemos mencionar que el Sr. Minutti Martínez Carlos (2010) en su investigación: "**Métodos de Optimización en la construcción de Portafolios**" para el Departamento de Estadística, Matemática y Cómputo de la Universidad Autónoma de Chapingo, concluye lo siguiente:

- En nuestro caso, el modelo del capítulo 5 es muy complejo para ser abordado con un método clásico de optimización, para ello usamos los algoritmos genéticos, que mostraron dar muy buenos resultados con la capacidad de alcanzar el óptimo global en un corto número de iteraciones.

Del mismo modo, la Sra. María Gracia León (2009) en su investigación: "**Optimización de una Cartera de Inversiones utilizando Algoritmos Genéticos**" para el Instituto de Ciencias Matemáticas ICM de la Escuela Superior Politécnica del Litoral – Guayaquil, concluye lo siguiente:

- En el mismo experimento de 20 ensayos para las acciones mexicanas se obtuvo que el 40% de los ensayos obtuvieron funciones de ajuste mayores que 8; el 25% tuvieron funciones de ajuste entre 7 y 8; el 30% entre 6 y 7; y apenas el 5% obtuvo valores menores que 6. Por lo cual podemos concluir que el algoritmo genético pocas veces produce valores indeseables

Igualmente, la Sra. Katia L. Rodríguez (2012) en su investigación: **“Comprobación de la eficiencia de los Algoritmos Genéticos para la Predicción del Precio de Intel”** para la Escuela Superior Politécnica del Litoral, concluye lo siguiente:

- El estudio se realizó para analizar cuán capaces son los algoritmos genéticos (GA) para predecir el signo del cambio semanal de la acción Intel, acción que forma parte de las 30 del índice estadounidense Dow Jones. Se utilizaron varios modelos multivariantes dinámicos aplicados a una muestra comprendida entre Marzo 2 de 1998 y Marzo 3 del 2003, y se encontró que el mejor modelo logra una capacidad de predicción extramuestral de 59.5%, siendo significativa. Al hacer una comparación con los resultados que se alcanzan al utilizar modelos econométricos tradicionales, como un modelo ARIMA(1,1,1), este obtuvo un porcentaje de predicción de signo de 52.5% mientras que un modelo multivariable, elegido aleatoriamente, logró un 53%, siendo estos no significativos según el test de precisión direccional de Pesaran y Timmerman (1992). Con esto se entrega evidencia de que a través de los algoritmos genéticos se puede predecir la dirección del precio de las acciones con mejor capacidad que con un modelo econométrico simple y que con uno elegido aleatoriamente.

2.2. Bases Teóricas - Científicas

2.2.1. Algoritmos Genéticos

2.2.1.1. Definición de Algoritmo Genético

Los algoritmos genéticos, introducidos por Holland (1975), consisten en una función matemática o una rutina que simula el proceso evolutivo de las especies, teniendo como objetivo encontrar soluciones a problemas específicos de

maximización o minimización. Así, el algoritmo genético recibe como entrada una generación de posibles soluciones para el problema en cuestión, y arroja como salida los especímenes más aptos (es decir, las mejores soluciones) para que se apareen y generen descendientes, los que deberían tener mejores características que las generaciones anteriores (Parisi, 2007).

La evolución se produce por medio de una serie de cambios en los individuos, concretamente en sus genes. Así, en un algoritmo genético, cada individuo de una población se representa mediante un cromosoma, que es una secuencia de genes. Cada gen constituye una característica importante del individuo, llamándose alelo a su valor concreto (por ejemplo, un gen puede representar el color del pelo, de forma que ser rubio es el valor del alelo) (Martín, 2008).

Un algoritmo es una serie de pasos organizados que describe el proceso que se debe seguir, para dar solución a un problema específico. En los años 1970, de la mano de John Henry Holland (Holland, 1975), surgió una de las líneas más prometedoras de la inteligencia artificial, la de los algoritmos genéticos. Son llamados así porque se inspiran en la evolución biológica y su base genético-molecular. Estos algoritmos hacen evolucionar una población de individuos someténdola a acciones aleatorias semejantes a las que actúan en la evolución biológica (mutaciones y recombinaciones genéticas), así como también a una Selección de acuerdo con algún criterio, en función del cual se decide cuáles son los individuos más adaptados, que sobreviven, y cuáles los menos aptos, que son descartados. Es incluido dentro de los algoritmos evolutivos, que incluyen

también las estrategias evolutivas, la programación evolutiva y la programación genética (Domínguez-Dorado, 2005).

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

2.2.1.2. Origen

Los primeros ejemplos de lo que hoy podríamos llamar algoritmos genéticos, surgieron a finales de la década de los cincuenta, desarrollados por biólogos especializados en la evolución, quienes buscaban realizar modelos de aspectos de la evolución natural. Ninguno de ellos pensó que la estrategia evolutiva se podría aplicar de una forma más general a problemas artificiales (Alvarez, 2012).

Sin embargo la aplicación de estos algoritmos en “campos artificiales”, principalmente la ingeniería, no tardó en llegar. Durante la década de los 60 distintos investigadores desarrollaron independientemente algoritmos inspirados en la evolución. En 1965 el profesor Ingo Rechenben, de la Universidad Técnica de Berlín, introdujo la que llamó Estrategia Evolutiva. En esta técnica no había ni población ni

cruzamiento; un padre mutaba para producir un descendiente y se conservaba el mejor de los dos, convirtiéndose en padre de la siguiente ronda de mutación.

Posteriormente Fogel desarrolla la Programación Evolutiva, donde se introduce por primera vez el concepto de población, lo que permitía que la salida de resultados no dependiera sólo de la entrada de datos actuales sino también de las anteriores. Sin embargo, en estas dos metodologías se obvia un fenómeno fundamental de la propia evolución, que es el cruzamiento.

Holland fue el primero en proponer explícitamente los cruzamientos. Con la publicación del libro “Adaptación en Sistemas Naturales y Artificiales”, basado en investigaciones del propio Holland, se presenta por primera vez de forma rigurosa y sistemática el concepto de sistemas digitales adaptativos utilizando la mutación, la selección y el cruzamiento. Surgiendo así lo que posteriormente se llamaría como Algoritmos Genéticos.

Entre principios y mediados de los 80, los algoritmos genéticos se estaban aplicando en una amplia variedad de campos. Desde problemas de matemáticas teóricas como “el problema de la mochila” (binpacking) hasta problemas tangibles de ingeniería como la optimización estructural.

2.2.1.3. Ventajas y Desventajas

Son ventajosos debido a las siguientes razones:

- No necesitan conocimientos específicos sobre el problema que intentan resolver.

- 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 maximizar una función objetivo- resultan menos afectados por los máximos locales (falsas soluciones) que las técnicas tradicionales.
- Resulta sumamente fácil ejecutarlos en las modernas arquitecturas masivamente paralelas.
- Usan operadores probabilísticos, en vez de los típicos operadores determinísticos de las otras técnicas.

Pero también tienen desventajas como:

- 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.
- Pueden converger prematuramente debido a una serie de problemas de diversa índole.

2.2.1.4. Funcionamiento del Algoritmo Genético

El algoritmo genético enfatiza la importancia de la cruce sexual (operador principal) sobre el de la mutación (operador secundario), y usa selección probabilística.

El algoritmo básico es el siguiente:

- Generar (aleatoriamente) una población inicial.
- Calcular aptitud de cada individuo.
- Seleccionar (probabilísticamente) en base a aptitud.
- Aplicar operadores genéticos (cruce y mutación) para generar la siguiente población.

- Ciclar hasta que cierta condición se satisfaga.

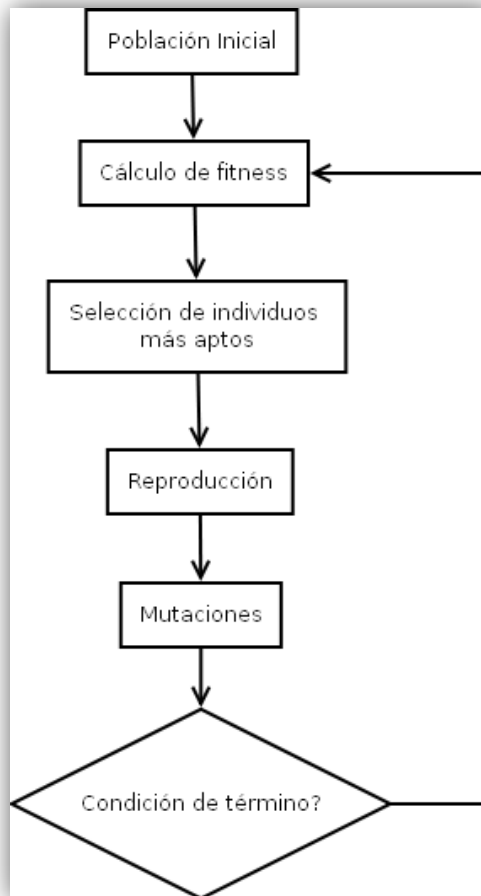


Figura 1: Funcionamiento de Algoritmo Genético

Fuente: Propia

2.2.1.5. Componentes del Algoritmo Genético

Los componentes del algoritmo genético son:

- a) Tamaño de Población.- Este parámetro nos indica el número de cromosomas que tenemos en nuestra población para una generación determinada. En caso de que esta medida sea insuficiente, el algoritmo genético tiene pocas posibilidades de realizar reproducciones con

lo que se realizaría una búsqueda de soluciones escasa y poco óptima. Por otro lado si la población es excesiva, el algoritmo genético será excesivamente lento. De hecho estudios revelan que hay un límite a partir del cual es ineficiente elevar el tamaño de la población puesto que no se consigue una mayor velocidad en la resolución del problema (Parra Truyol, 2013).

Una cuestión que uno puede plantearse es la relacionada con el tamaño idóneo de la población. Parece intuitivo que las poblaciones pequeñas corren el riesgo de no cubrir adecuadamente el espacio de búsqueda, mientras que el trabajar con poblaciones de gran tamaño puede acarrear problemas relacionados con el excesivo costo computacional.

Goldberg efectuó un estudio teórico, obteniendo como conclusión que el tamaño óptimo de la población para ristra de longitud l , con codificación binaria, crece exponencialmente con el tamaño de la ristra.

Este resultado traería como consecuencia que la aplicabilidad de los Algoritmos Genéticos en problemas reales sería muy limitada, ya que resultarían no competitivos con otros métodos de optimización combinatoria. Alander, basándose en evidencia empírica sugiere que un tamaño de población comprendida entre l y $2l$ es suficiente para atacar con éxito los problemas por el considerado.

- b) Función de Adaptación.- La función de adaptación debe ser diseñada para cada problema de manera específica. Dado un cromosoma particular, la función de adaptación le asigna un número real, que se supone refleja el nivel de

adaptación al problema del individuo representado por el cromosoma.

Dos aspectos que resultan cruciales en el comportamiento de los Algoritmos Genéticos son la determinación de una adecuada función de adaptación o función objetivo, así como la codificación utilizada. Idealmente nos interesaría construir funciones objetivo con "ciertas regularidades", es decir funciones objetivo que verifiquen que para dos individuos que se encuentren cercanos en el espacio de búsqueda, sus respectivos valores en las funciones objetivo sean similares. Por otra parte una dificultad en el comportamiento del Algoritmo Genético puede ser la existencia de gran cantidad de óptimos locales, así como el hecho de que el óptimo global se encuentre muy aislado (Alvarez, 2012).

La regla, general para construir una buena función objetivo es que ésta debe reflejar el valor del individuo de una manera "real", pero en muchos problemas de optimización combinatoria, donde existe gran cantidad de restricciones, buena parte de los puntos del espacio de búsqueda representan individuos no válidos.

Para este planteamiento en el que los individuos están sometidos a restricciones, se han propuesto varias soluciones. La primera sería la que podríamos denominar absolutista, en la que 'aquellos individuos que no verifican las restricciones, no son considerados como tales, y se siguen efectuando cruces y mutaciones hasta obtener individuos válidos, o bien, a dichos individuos se les asigna una función objetivo igual a cero.

Otra posibilidad consiste en reconstruir aquellos individuos que no verifican las restricciones. Dicha reconstrucción suele llevarse a cabo por medio de un nuevo operador que se acostumbra a denominar reparador.

La idea de especies de organismos, ha sido imitada en el diseño de los Algoritmos Genéticos en un método propuesto por Goldberg y Richardson, utilizando una modificación de la función objetivo de cada individuo, de tal manera que individuos que estén muy cercanos entre sí devalúen su función objetivo, con objeto de que la población gane en diversidad.

Por ejemplo, si denotamos por $d(I_i^j, I_i^k)$ a la distancia de Hamming entre los individuos I_i^j e I_i^k , y por K un parámetro real positivo, podemos definir la siguiente función:

$$h(d(I_i^j, I_i^k)) = \begin{cases} K - d(I_i^j, I_i^k) & \text{si } d(I_i^j, I_i^k) < K, \\ 0 & \text{si } d(I_i^j, I_i^k) \geq K. \end{cases}$$

A continuación para cada individuo I_i^j , definimos $\sigma_j^i = \sum_{i \neq j} h(d(I_i^j, I_i^k))$, valor que utilizaremos para devaluar la función objetivo del individuo en cuestión. Es decir, $g^*(I_i^j) = g(I_i^j)/\sigma_j^i$. De esta manera aquellos individuos que están cercanos entre sí serán devaluada la probabilidad de ser seleccionados como padres, aumentándose la probabilidad de los individuos que se encuentran más aislados.

Figura 2: Modificación de Función Objetivo

Fuente: Propia

- c) Cromosomas.- los organismos que conocemos están compuestos por una o más células, cada una de las cuales contiene a su vez uno o más *cromosomas* (esto es, cadenas de ADN), que tienen la función de ser una especie de “anteproyecto” del organismo del que forman parte. (Valencia, 2013)

Un cromosoma se puede dividir, conceptualmente, en *genes*, bloques funcionales de ADN que codifican una determinada proteína. Solemos pensar en los genes, aunque en una visión muy superficial, como los responsables de determinar los rasgos del individuo, tales como el color de los ojos, o del cabello. Las diferentes posibilidades de escoger un rasgo (ojos azules, marrones o verdes, por ejemplo) reciben el nombre de *alelos*. Cada gene está localizado en una determinada posición (*lugar*) dentro del cromosoma que integra.

Muchos organismos tienen varios cromosomas en cada célula. El *genoma* del organismo es la colección completa del material genético. Lo que se conoce como *genotipo*, es el conjunto de genes contenido en un genoma. El genotipo dará lugar, tras el desarrollo fetal, al *fenotipo* del organismo, esto es, a sus características físicas y mentales, tales como el color de ojos, la estatura, o la inteligencia.

La mayoría de las especies reproductoras sexualmente que habitan nuestro planeta, almacenan sus cromosomas por parejas (son diploides; se llaman *haploides* en caso contrario). En el caso del ser humano, cada célula somática (no germen) de su cuerpo contiene 23 pares de cromosomas. Durante la reproducción sexual se produce una *recombinación* o *cruce*: en cada padre, se intercambian los genes entre cada par de cromosomas, para formar un *gameto* (un cromosoma único), y entonces, los gametos de los dos padres se emparejan para constituir un conjunto completo de cromosomas diploides. En el caso de la reproducción haploide, los

genes se intercambian entre dos padres con una sola rama de cromosomas.

Tamaño de Cromosoma

Define la longitud del cromosoma en la cadena a utilizar. Dicho tamaño permite codificar las posibles soluciones, así como también incluir parámetros que puedan influir en la solución final.

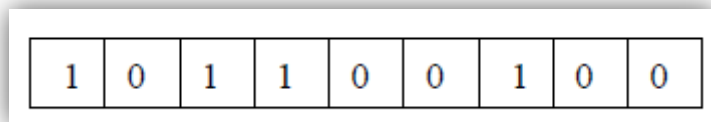


Figura 3: Ejemplo Cadena Cromosómica

Fuente: Propia

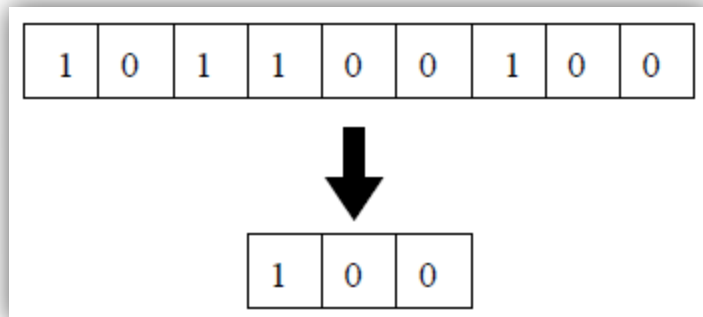


Figura 4: Ejemplo de Gen

Fuente: Propia

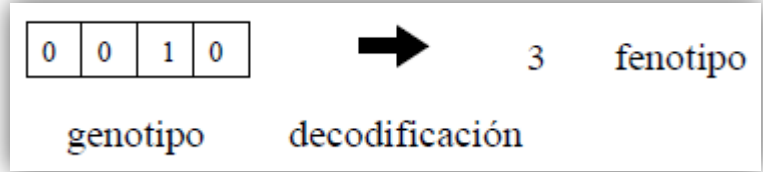


Figura 5: Ejemplo de Fenotipo

Fuente: Propia

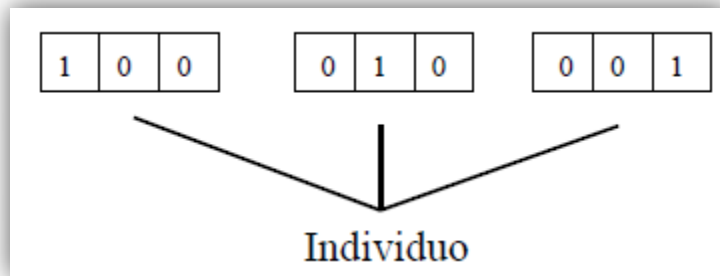


Figura 6: Ejemplo de Individuo

Fuente: Propia

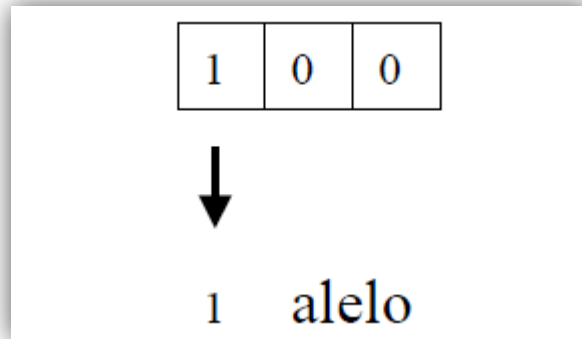


Figura 7: Ejemplo de Alelo

Fuente: Propia

2.2.1.6. Operaciones con Algoritmos Genéticos

El algoritmo genético pasa por varias operaciones al momento de desarrollarse por completo y llegar al resultado óptimo. Se puede indicar las siguientes operaciones fundamentales:

- a) Selección.- Este operador escoge cromosomas entre la población para efectuar la reproducción. Cuanto más capaz sea el cromosoma, más veces será seleccionado para reproducirse (Valencia, 2013).

Una parte fundamental del funcionamiento de un algoritmo genético es, sin lugar a dudas, el proceso de selección de candidatos a reproducirse. En el algoritmo genético este proceso de selección suele realizarse de forma probabilística, es decir, los individuos menos aptos tienen una cierta oportunidad de sobrevivir a diferencia de las estrategias evolutivas, en las que la selección es **extintiva** (los menos aptos tienen cero probabilidades de sobrevivir).

Hoffmeister (Hoffmeister, 1991) distingue entre:

- Métodos Estáticos: Requieren que las probabilidades de selección permanezcan constantes entre generaciones.

Ejemplo: jerarquías lineales.

- Métodos Dinámicos: No se requiere que las probabilidades de selección permanezcan constantes.

Ejemplo: selección proporcional.

Otros investigadores distinguen entre:

- Selección Preservativa: Requiere una probabilidad de selección distinta de cero para todos los individuos.

Ejemplo: selección proporcional.

- Selección Extintiva: Puede asignar una probabilidad de selección de cero a algún individuo.

Ejemplo: torneo determinístico.

A su vez, las técnicas **extintivas** se dividen en:

- Selección Izquierda: Se impide a los mejores individuos reproducirse a fin de evitar convergencia prematura.
- Selección Derecha: No se tiene control explícito sobre la capacidad reproductiva de los individuos más aptos.

Adicionalmente, algunas técnicas de selección son **puras** en el sentido de que a los padres se les permite reproducirse solamente en una generación (es decir, el tiempo de vida de cada individuo está limitado a sólo una generación, independientemente de su aptitud).

- b) Cruzamiento.- En los sistemas biológicos, la cruce es un proceso complejo que ocurre entre parejas de cromosomas. Estos cromosomas se alinean, luego se

fraccionan en ciertas partes y posteriormente intercambian fragmentos entre sí.

En computación evolutiva se simula la cruce intercambiando segmentos de cadenas lineales de longitud fija (los cromosomas). Aunque las técnicas de cruce básicas suelen aplicarse a la representación binaria, estas son generalizables a alfabetos de cardinalidad mayor, si bien en algunos casos requieren de ciertas modificaciones.

Comenzaremos por revisar las tres técnicas básicas de cruce:

- Cruza de un punto.- esta técnica fue propuesta por Holland, y fue muy popular durante muchos años. Hoy en día, sin embargo, no suele usarse mucho en la práctica debido a sus inconvenientes. Puede demostrarse, por ejemplo, que hay varios esquemas que no pueden formarse bajo esta técnica de cruce.

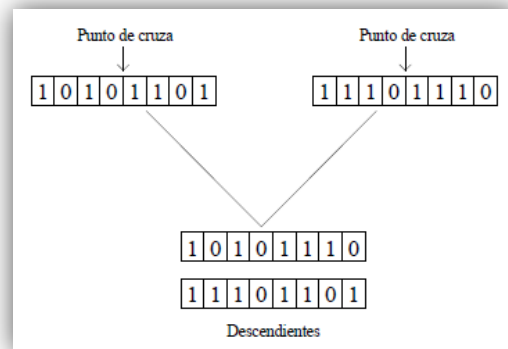


Figura 8: Cruza de un punto

Fuente: Propia

- Cruza de dos puntos.- De Jong fue el primero en implementar una cruce de puntos, como una generalización de la cruce de un punto (Grefenstette, 1986).

El valor $n = 2$ es el que minimiza los efectos disruptivos (o destructivos) de la cruce y de ahí que sea usado con gran frecuencia. No existe consenso en torno al uso de valores para "n" que sean mayores o iguales a 3.

Los estudios empíricos al respecto proporcionan resultados que no resultan concluyentes respecto a las ventajas o desventajas de usar dichos valores. En general, sin embargo, es aceptado que la cruce de dos puntos es mejor que la cruce de un punto. Asimismo, el incrementar el valor de "n" se asocia con un mayor efecto disruptivo de la cruce.

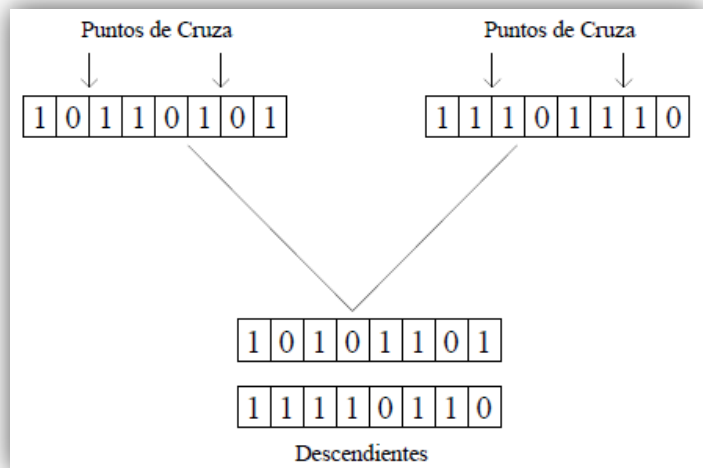


Figura 9: Cruza de dos puntos

Fuente: Propia

- Cruza uniforme.- esta técnica fue propuesta originalmente por Ackley (Ackley, 1987), aunque se le suele atribuir a Syswerda (Syswerda., 1989).

En este caso, se trata de una cruce de “n” puntos, pero en la cual el número de puntos de cruce no se fija previamente. La cruce uniforme tiene un mayor efecto disruptivo que cualquiera de las 2 cruces anteriores. A fin de evitar un efecto excesivamente disruptivo, suele usarse con $P_c = 0.5$

Algunos investigadores, sin embargo, sugieren usar valores más pequeños de P_c [209]. Cuando se usa $P_c=0.5$ hay una alta probabilidad de que todo tipo de cadena binaria de longitud sea generada como máscara de copiado de bits.

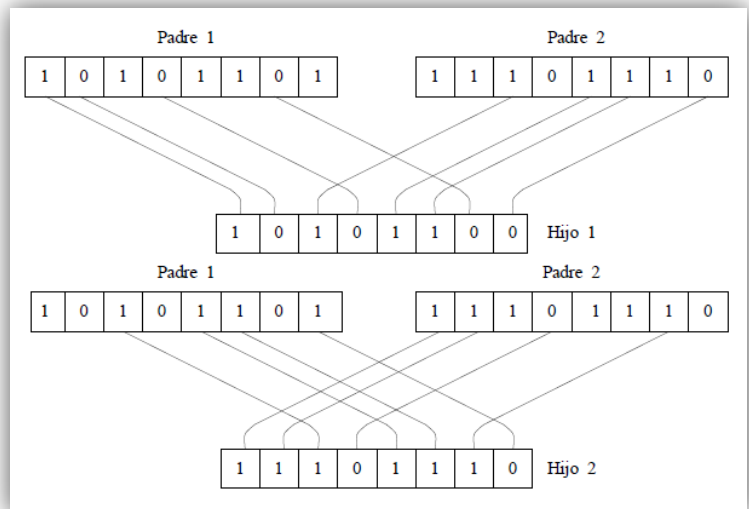


Figura 10: Cruza Uniforme

Fuente: Propia

- c) Mutación.- La mutación se considera como un operador secundario en los algoritmos genéticos canónicos. Es decir, su uso es menos frecuente que el de la cruce.

Se define mutación como una variación de las informaciones contenidas en el código genético, habitualmente un cambio de un gen a otro producido por algún factor exterior al algoritmo genético. En Biología se definen dos tipos de mutaciones: las generativas, que se heredan y las somáticas, que no se heredan. En los algoritmos genéticos sólo nos serán interesantes las mutaciones generativas (Sistemas Informáticos, 2013).

- Grado de Mutación.- en la práctica, se suelen recomendar porcentajes de mutación de entre 0.001 y 0.01 para la representación binaria.

Algunos investigadores, sin embargo, han sugerido que el usar porcentajes altos de mutación al inicio de la búsqueda, y luego decrementarlos exponencialmente, favorece el desempeño de un AG.

Otros autores sugieren que $P_m = 1/L$ (donde L es la longitud de la cadena cromosómica) es un límite inferior para el porcentaje óptimo de mutación.

Algunas de las razones que pueden motivar a incorporar son:

- Desbloqueo del algoritmo.- si el algoritmo se bloqueó en un mínimo parcial, una mutación puede

sacarlo al incorporar nuevos fenotipos de otras zonas del espacio.

- Acabar con poblaciones degeneradas.- puede ocurrir que, bien por haber un cuasi-mínimo, bien porque en pasos iniciales apareció un individuo demasiado bueno que acabó con la diversidad genética, la población tenga los mismos fenotipos. Si se ha llegado a una población degenerada, es preciso que las mutaciones introduzcan nuevos genomas.
- Incrementar el número de saltos evolutivos.- los saltos evolutivos -aparición de un fenotipo especialmente valioso, o, dicho de otra forma, salida de un mínimo local- son muy poco probables en un genético *puro* para un problema genérico. La mutación permite explorar nuevos sub espacios de soluciones, por lo que, si el sub espacio es bueno en términos de adaptación, se producirá un salto evolutivo después de la mutación que se expandirá de forma exponencial por la población.
- Enriquecer la diversidad genética.- es un caso más *suave* que el de una población degenerada -por ejemplo, que la población tenga una diversidad genética pobre-, la mutación es un mecanismo de prevención de las poblaciones degeneradas.

2.2.2. Predicción de Signo de Acciones

2.2.2.1. Definición de Predicción de Signo en Acciones

Se entiende que la predicción de la dirección del movimiento de la acción (signo) permite desarrollar estrategias de transacción efectivas, las cuales pueden arrojar mejores

resultados que aquellas basadas en la proyección del valor de la variable observada (Leung Mark T., Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models, 2000).

La hipótesis de mercados eficientes (Fama, 1970) establece que los retornos de los activos financieros no son predecibles y que no es posible generar beneficios anormales, debido a que el mercado incorpora toda la información relevante y que por tanto, la valoración de diversos activos refleja dicha información. Como el surgimiento de nueva información es de carácter aleatorio, los cambios en precios también lo serán. En este contexto, la evidencia empírica ha modelado los precios accionarios como un *randomwalk* o camino aleatorio. No obstante, existe evidencia significativa de que los precios accionarios no siguen un camino aleatorio y que en cierta forma son predecibles. Más, trabajos realizados por Lo Mackinley (Lo, 1988), Conrad & Kaul (Kaul, 1988) y Gavridis (1998), sostienen que el mercado bursátil puede ser predecible sin dejar de ser eficiente.

De este modo, con el pasar de los años se ha demostrado que el concepto estocástico que está detrás de las fluctuaciones de precios accionarios es erróneo. En consecuencia, se asume que las regularidades que puedan contener las series históricas de variaciones de precios accionarios, pueden ser capturadas por los modelos de series de tiempo, de redes neuronales y de algoritmos genéticos.

No obstante, el grado de predictibilidad de los retornos es por lo general considerado como económicamente no significativo, por lo que Hodgson y Nicholls (1991) evaluaron la significancia económica de predecir la dirección de los cambios en los

precios de los activos. En esta materia, Leung, Daouk & Chen (2000) compararon la capacidad predictiva de modelos de clasificación (linear discriminant análisis, logit model, probit modely probabilistic neural network) con los de estimación de nivel (adaptative exponencial smoothing, vector autoregression with Kalman Filter, multivariate transfer functiony multilayered feed forward neural network) y concluyeron que los primeros (los cuales son propuestos para predecir el signo o la dirección del retorno de los índices bursátiles S&P 500, FTSE 100 y Nikkei 225) se desempeñan mejor que los segundos en términos de su tasa de acierto, medida como el número de aciertos en que la dirección pronosticada es la correcta y, además, son capaces de generar beneficios más altos.

Entre los estudios que consideraron modelos de expectativas racionales podemos encontrar los de Brown & Jennings (1989) y Grundy & McNichols (1989), los cuales hallaron que un único precio no revela la información subyacente, pero una secuencia de precios de activos sí lo hace, demostrando que el análisis técnico de patrones de precios puede ser valioso ya que facilita el aprendizaje de los traders.

Mientras hay consenso con respecto a que los retornos son predecibles en algún grado, existe desacuerdo sobre las razones subyacentes a esta predictibilidad. Al momento de explicar la predictibilidad de las variaciones de los retornos accionarios, se postulan dos argumentos alternativos: (a) los mercados son ineficientes y los precios de los activos se mueven alrededor de su valor fundamental, y (b) en los mercados eficientes la predictibilidad de las variaciones puede ser explicada por un equilibrio en los retornos time-varying. Como Fama (1991) observa: “la predictibilidad de los retornos,

¿refleja la desviación irracional del precio desde su valor fundamental, la variación racional a través del tiempo en los retornos esperados, o alguna combinación de estas dos situaciones?”. Con relación al primer argumento, la hipótesis de “sobrerreacción del mercado accionario” enuncia que el mercado sobre reacciona consistentemente a la nueva información y, en consecuencia, los precios accionarios se mueven alrededor de su valor fundamental debido a ondas de optimismo y pesimismo [ver, por ejemplo, DeBondt & Thaler (1985, 1987), Lehmann (1990), y Shefrin & Statman (1985)].

En uno de los trabajos más influyentes, DeBondt & Thaler (1985) presentaron evidencia de una reversión de los retornos económicamente importante sobre intervalos de largo plazo, donde activos que experimentaron un pobre desempeño durante un período de 3 a 5 años tienden a superar sustancialmente el desempeño de los activos ganadores del período previo durante los 3 a 5 años subsiguientes, lo cual es interpretado por los autores como una manifestación del comportamiento irracional de los inversores y que es denominado “sobrerreacción”.

Grado de Predicción, es el nivel de certeza en las predicciones realizadas para el pronóstico del signo del valor de las acciones de Cerro Verde. El grado de predicción será medido con el estadístico de Timmerman.

Modelo Multivariado, es el modelo matemático de varias variables que explican el comportamiento de un fenómeno o hecho. El modelo multivariado puede considerar rezagos (valores pasados de las variables), los cuales permiten encaminar el comportamiento futuro a partir del comportamiento pasado.

2.2.2.2. Significancia Económica

Aun cuando varios estudios han mostrado que los retornos accionarios son predecibles en algún grado, en el caso de los activos individuales, el grado de predictibilidad de los retornos es, generalmente, considerado económicamente no significativo. Al respecto, Brock, Lakonishok & LeBaron (1992) investigaron la predictibilidad de los retornos accionarios por medio del análisis técnico tradicional, cubriendo un período de 90 años sobre la base del índice Dow Jones Industry, y sus resultados proveen evidencia que soporta la idea de que el análisis técnico produce retornos significativos en términos estadísticos y económicos, no obstante, los costos de transacción no fueron considerados. French y Roll (1986) encontraron una correlación serial negativa significativa en los retornos diarios, pero sugieren que es “pequeña en términos de magnitud absoluta” y que “es difícil medir su significancia económica”.

Más recientemente, Parisi & Vásquez (2000) investigaron la capacidad predictiva de las medias móviles y de los canales más ampliamente usados, junto con la magnitud de los retornos que se derivan de estas técnicas para el mercado accionario de Chile, y encontraron que la media móvil de longitud variable (variable-length moving average) presenta una capacidad especial para evitar pérdidas. Además, los resultados del mencionado estudio validan las conclusiones de Gregoire (1985) y Urrutia (1994), relativas a la posibilidad de usar estrategias de inversión en Chile basadas en el análisis técnico. En consecuencia, siendo la predicción de los retornos accionarios un hecho bien aceptado en la reciente literatura de las finanzas empíricas, las preguntas apuntan hacia cómo usar la información de una manera óptima para predecir la

evolución futura de los precios de los activos y transar en los mercados.

2.2.2.3. Bolsa de Valores de Lima

La Bolsa de Valores de Lima S.A. es una sociedad que tiene por objeto principal facilitar la negociación de valores inscritos, proveyendo los servicios, sistemas y mecanismos adecuados para la intermediación de manera justa, competitiva, ordenada, continua y transparente de valores de oferta pública, instrumentos derivados e instrumentos que no sean objeto de emisión masiva que se negocien en mecanismos centralizados de negociación distintos a la rueda de bolsa que operen bajo la conducción de la Sociedad, conforme a lo establecido en la Ley del Mercado de Valores y sus normas complementarias y/o reglamentarias.

La Bolsa de Valores de Lima pretende contribuir a la ampliación de la estructura del mercado financiero peruano, razón por la cual viene creando empresas estratégicas que coadyuven a dicha mejora, originando un grupo económico sólido que pretende abrir distintas ventanas para la participación de nuevos y diferentes inversionistas en el mercado peruano. Así, participa en empresas estratégicas como DATATEC con el 50% y Bolser S.A.C. con el 99.99%.

Bolser S.A.C. tiene como objeto crear, originar y/o estructurar productos financieros, actuando como originador, estructurador y/o asesor legal en procesos de titulación de activos, y el desarrollo de actividades de promoción del mercado de capitales en general. Esta empresa pretende darle una mayor agilidad al mercado peruano lanzando distintos productos financieros como es el caso del Incatrack.

DATATEC es una empresa dedicada a brindar servicios de información y mercados financieros electrónicos de última tecnología, a través de nuestro Sistema de Mercados Financieros: SMF DATATEC, el cual es utilizado en los departamentos de Tesorería de todos los Bancos, AFPs, Fondos Mutuos y algunas compañías de seguros.

Así mismo, la Bolsa de Valores de Lima es dueño del 33.47% de acciones de CAVALI (Caja de Valores de Lima), empresa que tiene por encargo administrar de manera eficiente el registro, compensación, liquidación y custodia de los valores que se negocian en nuestro mercado.

a) Misión

Contribuir al desarrollo del Perú, liderando el crecimiento del mercado de capitales, promoviendo e incentivando el financiamiento y la inversión a través de instrumentos del mercado de valores

b) Visión

Ser la puerta de acceso al Mercado de Capitales del Perú y de la región

c) Valores

- Integridad y Transparencia.- constituye la base de nuestra conducta con el propósito de relacionarnos en un marco de transparencia, honestidad y respeto. Sustenta la confianza del mercado en nuestro accionar.

- Independencia.- todas las grandes decisiones que se tomen por la BVL, serán en beneficio del bien del País y del desarrollo del mercado de valores en el Perú.
- Vocación de Servicio.- es nuestra vocación brindar un servicio fiable y de calidad para lograr la permanente satisfacción de nuestros clientes. Para ello, la eficiencia, la innovación y el afán de superación serán nuestras aliadas en la búsqueda de la excelencia.
- Liderazgo.- liderar eficientemente para aunar las habilidades y el esfuerzo de todos los participantes del mercado de valores es el medio para alcanzar nuestras metas.

d) Política Integrada de Calidad, Seguridad de la Información y Continuidad del Negocio

En la BVL agregamos valor al proceso de financiamiento e inversión, brindando servicios eficientes a través de plataformas confiables para la transacción de instrumentos financieros, difundiendo información oportuna y veraz y, desarrollando la cultura bursátil.

La BVL se compromete con la satisfacción de las expectativas de sus clientes, garantizando además, la preservación de la confidencialidad, integridad y disponibilidad de sus activos de información y la continuidad de sus operaciones y servicios, asegurando la recuperación de sus procesos críticos en tiempos aceptables en caso de contingencias.

La BVL manifiesta su compromiso con la mejora continua de sus procesos, basado en el cumplimiento de los requisitos de las normas ISO 9001, ISO 27001 e ISO 22301 y requisitos regulatorios aplicables.

e) Funciones y Estructura

Según su estatuto la Bolsa de Valores de Lima tiene, entre otros, las siguientes funciones:

- Proporcionar a los participantes del mercado los locales, sistemas y mecanismos que les permitan, en sus diarias negociaciones, disponer de información transparente de las propuestas de compra y venta de los valores, la imparcial ejecución de las órdenes respectivas y la liquidación eficiente de sus operaciones.
- Fomentar las negociaciones de valores, realizando las actividades y brindando los servicios para ello, de manera de procurar el desarrollo creciente del mercado.
- Inscribir, con arreglo a las disposiciones legales y reglamentarias, valores para su negociación en Bolsa, y registrarlos;
- Ofrecer información al público sobre los Agentes de Intermediación y las operaciones bursátiles.
- Divulgar y mantener a disposición del público información sobre la cotización de los valores, así como de la marcha económica y los eventos trascendentes de los emisores.

2.2.2.3.1. Acciones de Cerro Verde

Las actividades de la compañía Cerro Verde comprenden la extracción, producción y comercialización de cátodos y concentrado de cobre. Sus yacimientos mineros están ubicados al suroeste de la ciudad de Arequipa. Forma parte del grupo económico de Freeport – McMoRan Copper & Gold.

Su directorio es por 3 años:

Período: 3 años

Nombre	Cargo
Harry Conger	PRESIDENTE DEL DIRECTORIO
Bruce Kevin Clements	DIRECTOR
Yukio Kawaguchi	DIRECTOR
Steve Robert Palmer	DIRECTOR
Raúl Benavides Ganoza	DIRECTOR

La composición del accionariado es como sigue:

Tipo : Común	Nro. de accionistas	Porcentaje
MENOS DEL 1%	3,121	5.88%
ENTRE EL 1% Y EL 5%	--	--
ENTRE EL 5% Y EL 10%	--	--
MAS DE 10 %	3	94.14%

Fuente: Memoria Anual

Figura 11: Composición Accionariado Cerro Verde

Fuente: Bolsa de Valores de Lima

La información financiera de la empresa se muestra a continuación:

Tipo : Común	Nro. de accionistas	Porcentaje
MENOS DEL 1%	3,121	5.88%
ENTRE EL 1% Y EL 5%	--	--
ENTRE EL 5% Y EL 10%	--	--
MAS DE 10 %	3	94.14%

Fuente: Memoria Anual

Figura 12: Información Financiera Cerro Verde

Fuente: Bolsa de Valores de Lima

2.2.2.4. Mercado de Valores

El mercado de valores es un mecanismo en el que concurren los ciudadanos y empresas para invertir en valores que le produzcan eventualmente una ganancia o para captar recursos financieros de aquellos que lo tienen disponible. A quienes concurren a captar recursos se les denomina *emisores* y a quienes cuentan con recursos disponibles para financiar se les denomina *inversores*.

En el mercado de valores se transan valores negociables, llámese acciones, bonos, instrumentos de corto plazo, etc. desde su emisión, primera colocación, transferencia, hasta la extinción del título. Los valores, según sea el caso, otorgan derechos en la participación en las ganancias de la empresa (dividendos), en la adopción de acuerdos sociales (derecho al voto en las Juntas Generales de Accionistas), o a recibir pagos periódicos de intereses.

Lo interesante es que el mercado de valores ofrece diversas alternativas de financiamiento e inversión de acuerdo a las necesidades que puedan tener los emisores o los inversores, en términos de rendimiento, liquidez y riesgo.

a) Diferencia entre el mercado de valores y el mercado bancario

Una diferencia importante es que aquella empresa que solicita un préstamo al banco recibe el dinero sin saber de dónde viene, es decir, sin tener ningún contacto con aquel depositante cuyo dinero le es entregado en préstamo. De la misma manera, el ahorrista que realiza un depósito en una cuenta no sabe qué hará el banco con su dinero ni a quién se lo entregará en préstamo. El banco asume el riesgo en ambos casos. Esto es lo que se conoce como “intermediación indirecta”.

En el caso del mercado de valores, por el contrario, sí interactúan de manera directa la empresa que capta recursos y el inversor que se los proporciona. Esto se denomina “intermediación directa”, y tiene algunas consecuencias. En principio, y bajo ciertas condiciones, el mercado de valores busca ser una fuente de financiamiento más barata que el sistema bancario en razón de que no tiene “la intermediación indirecta”. En cambio, el banco, al ser intermediario entre el depositante y el prestatario, es responsable por los fondos prestados, lo que se traduce en que paga menos por el dinero que recibe y cobra más por el dinero que coloca o presta. A ello hay que agregar el margen de utilidad para el banco. En ese sentido, un mercado de valores eficiente, permitirá que los emisores puedan financiarse a

un menor costo y que los inversionistas reciban una mejor retribución por su dinero.

Una segunda diferencia es que precisamente los precios de los valores negociados en el mercado de valores son resultado del encuentro directo entre la oferta y la demanda de financiamiento. Una formación de precios eficiente permitirá que tanto los inversionistas como las empresas puedan maximizar sus objetivos, siendo por ello necesario que exista la mayor transparencia sobre los emisores y los valores emitidos por ellos, sobre las transacciones que con ellos se realicen, y sobre los intermediarios.

b) Tipos de Mercados

Los tipos de mercados pueden ser:

- Mercado Primario.- El mercado de valores está conformado por el mercado primario y el mercado secundario. El mercado primario se denomina así porque allí se negocian las primeras emisiones de títulos representativos de deuda o de capital que son emitidas por las empresas que buscan financiamiento. La emisión se realiza a través de la oferta pública primaria (“mercado primario”).
- Mercado Secundario.- Ahora bien, podría pensarse que la inversión a través del mercado de valores es problemática por cuanto el inversor tendría que esperar hasta que la empresa repague su deuda para entonces recién poder recuperar su inversión (por ejemplo, bonos a siete años). Esto no es así gracias a la existencia del *mercado secundario*, en el que los

valores ya emitidos se pueden negociar. Una vez que el valor se encuentra en manos de un inversor, éste puede venderlo a otro y obtener dinero a cambio, y a su vez, este otro inversor puede vendérselo a otro, y así sucesivamente, conformando el mercado secundario.

c) Rentabilidad

Rentabilidades, también conocidas como retornos de inversión, son relaciones que representan la cantidad de valor de una acción o grupo de acciones ha ganado o perdido en relación a su precio. La fórmula básica para determinar una rentabilidad es restando el valor inicial del valor final, y dividiendo el resultado por el valor inicial. Por ejemplo, si compras acciones por US\$500 y hoy en día su valor es de US\$1.000, tu rentabilidad es de 1 (1.000 a 500, dividido por 500), o el 100%. Una rentabilidad negativa representa una pérdida, mientras que un retorno positivo representa un beneficio.

➤ Tipos:

Hay varias maneras de medir la rentabilidad del mercado de valores. El método más simple es la fórmula básica basada en el precio y el valor final. Un método más complejo incluye factoring en las ganancias compuestas, como cuando un accionista reinvierte los pagos de dividendos para comprar más acciones sin tener que poner más dinero en la acción. Los analistas del mercado también calculan el rendimiento, el cual se refiere a la ganancia de un negocio o la pérdida de valor en relación con la

cantidad total de dinero que los accionistas han invertido en ella, y el rendimiento de los activos totales, que mide la cantidad del aumento del negocio o la pérdida con respecto al valor total de sus activos.

➤ **Usos**

Las rentabilidades son medidas importantes de cómo una empresa, corporación o mercado bursátil gana o pierde valor con el tiempo. Debido a que la rentabilidad figura en el valor de una inversión o de los activos de una empresa, los resultados pueden ser utilizados para comparar las grandes y pequeñas empresas, así como empresas con muy diferentes precios de acciones. En esencia, los rendimientos miden no sólo la cantidad de dinero que hace una inversión determinada, sino también la cantidad de dinero que habría necesitado poner un inversionista con el fin de ganar ese dinero. Los economistas también usan los rendimientos históricos de medir ciclos periódicos de la economía y hacer predicciones sobre la dirección futura de los mercados.

2.3. Definición de términos básicos

➤ **Algoritmo Genético**

Los algoritmos genéticos, introducidos por Holland, consisten en una función matemática o una rutina que simula el proceso evolutivo de las especies, teniendo como objetivo encontrar soluciones a problemas específicos de maximización o minimización. (Holland, 1975)

➤ **Cromosoma**

Los organismos que conocemos están compuestos por una o más células, cada una de las cuales contiene a su vez uno o más *cromosomas* (esto es, cadenas de ADN), que tienen la función de ser una especie de “anteproyecto” del organismo del que forman parte. (Valencia, 2013)

➤ **Tamaño de Población**

Este parámetro nos indica el número de cromosomas que tenemos en nuestra población para una generación determinada. (Parra Truyol, 2013)

➤ **Grado de Mutación**

Es un indicador probabilístico que representa la capacidad que tiene un cromosoma de poder mutar. En la práctica, se suelen recomendar porcentajes de mutación de entre 0.001y 0.01 para la representación binaria. (Alvarez, 2012)

➤ **Bolsa de Valores**

La Bolsa de Valores de Lima S.A. es una sociedad que tiene por objeto principal facilitar la negociación de valores inscritos, proveyendo los servicios, sistemas y mecanismos adecuados para la intermediación de manera justa, competitiva, ordenada, continua y transparente de valores de oferta pública, instrumentos derivados e instrumentos que no sean objeto de emisión masiva que se negocien en mecanismos centralizados de negociación distintos a la rueda de bolsa que operen bajo la conducción de la Sociedad, conforme a lo establecido en la Ley del Mercado de Valores y sus normas complementarias y/o reglamentarias. (Bolsa de Valores de Lima, 2013)

➤ **Rentabilidad de Acciones**

También conocidas como retornos de inversión, son relaciones que representan la cantidad de valor de una acción o grupo de acciones ha ganado o perdido en relación a su precio. (Fama, 1970)

2.4. Sistema de Hipótesis

2.4.1. Hipótesis General

Los Algoritmos Genéticos optimizan significativamente la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.

2.4.2. Hipótesis Específicas

- a. El modelo multivariado para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014 es óptimo.
- b. El grado de predicción del modelo multivariado óptimo para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014 es significativo.
- c. La estrategia de inversión tiene una influencia alta y directa sobre la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.

2.5. Sistema de variables

2.5.1. Algoritmos Genéticos

Un algoritmo es una serie de pasos organizados que describe el proceso que se debe seguir, para dar solución a un problema específico. En los años 1970, de la mano de John Henry Holland, surgió una de las líneas más prometedoras de la inteligencia artificial,

la de los algoritmos genéticos. Son llamados así porque se inspiran en la evolución biológica y su base genético-molecular. Estos algoritmos hacen evolucionar una población de individuos someténdola a acciones aleatorias semejantes a las que actúan en la evolución biológica (mutaciones y recombinaciones genéticas), así como también a una Selección de acuerdo con algún criterio, en función del cual se decide cuáles son los individuos más adaptados, que sobreviven, y cuáles los menos aptos, que son descartados. Es incluido dentro de los algoritmos evolutivos, que incluyen también las estrategias evolutivas, la programación evolutiva y la programación genética.

2.5.2. Predicción de Signo en Acciones

La predicción de signo en las acciones es un proceso a través del cual mediante un modelo matemático se busca determinar el comportamiento de las acciones, es decir, el cambio de precio que experimentan en el mercado a través de los días. Dicho pronóstico no pretende obtener un nuevo precio para la acción en estudio sino busca determinar si la acción va subir o bajar de precio más no en que magnitud variará. Lo y MacKinlay (1988), en un estudio con información sobre países desarrollados, encontraron evidencia que muestra que los precios de las acciones no son aleatorios, por tanto, serían en algún grado predecibles.

Leung, Daouk y Chen (2000) concluyen que es más útil hacer proyecciones de la dirección del cambio en el nivel de precios, ya que transar en función de dichas proyecciones permite obtener mejores beneficios que transar basándose en la predicción del precio del instrumento financiero.

2.5.3. Operacionalización de Variables

Variable	Tipo de Variable según su función	Definición (Concepto)	Definición Operacional	Naturaleza de la Variable	Escala de Medida	Indicadores	Técnica	Instrumento	Fuente
ALGORITMOS GENETICOS	Independiente	Los algoritmos genéticos, introducidos por Holland, consisten en una función matemática o una rutina que simula el proceso evolutivo de las especies, teniendo como objetivo encontrar soluciones a problemas específicos de maximización o minimización. [Holland, 1975]	Los Algoritmos Genéticos son técnicas evolutivas que permiten encontrar soluciones a problemas muy complejos, en los cuales el objetivo es optimizar una función de evaluación.	Cuantitativa	Cardinal	<ol style="list-style-type: none"> 1. Población 2. Tamaño de Cromosoma 3. Grado de Mutación 	Observación	Ficha de Observación	Bolsa de Valores de Lima
PREDICCIÓN DE SIGNO EN ACCIONES	Dependiente	Las predicciones son usadas principalmente, para hacer insinuaciones del comportamiento futuro de un sistema y apoyar los procesos de planeación y toma de decisiones. La siguiente tabla describe algunas áreas en las que se usan los pronósticos y la variedad de decisiones que se apoyan en estos [Marín, Muñoz, 2002]	Es un proceso mediante el cual se intenta determinar el cambio en la dirección de las variaciones del precio de las acciones a través de métodos matemáticos y estadísticos.	Cuantitativa	Cardinal	<ol style="list-style-type: none"> 1. Rentabilidad 2. Grado de Predicción 3. Modelo Multivariado 			

3. CAPÍTULO III: METODOLÓGIA

3.1. Tipo de Investigación

La Investigación es Aplicada, ya que utiliza la teoría para proponer después alguna estrategia, modelo o norma como es el caso de la presente investigación.

3.2. Diseño de Investigación

El diseño señala al investigador lo que debe hacer para alcanzar sus objetivos de estudio, contestar las interrogantes que se ha planteado y analizar la certeza de las hipótesis formuladas en un contexto en particular.

Para efectos de la contrastación de la hipótesis, se utilizará el diseño No Experimental Transeccional (transversal), ya que se realizará sin manipular deliberadamente a las variables, es decir, se buscarán respuestas y conclusiones mediante la observación de fenómenos en su ambiente natural, para después analizarlos.

3.3. Población y Muestra

3.3.1. Población

La población para el presente trabajo de investigación estará constituida por los valores de cierre de las acciones de cerro verde desde el año 2010 hasta el año 2014.

3.3.2. Muestra

Para el presente trabajo de investigación es necesario obtener una muestra. Dicha muestra se dividirá en dos sub muestras. Una de las sub muestras servirá para entrenar al algoritmo genético y la otra sub muestra para realizar las predicciones.

La primera muestra está representada por las cotizaciones de CVERDEC1, IGBVL y DJ desde el año 2010 al 2013. De las cotizaciones sólo se eligieron las de los días lunes. En total suman la cantidad de 208 observaciones

La segunda sub muestra abarca desde enero a junio del 2014 para todos los índices antes mencionados. Como en la sub muestra anterior, en esta sub muestra sólo se consideraron las cotizaciones de los días lunes. En total suman la cantidad de 26 observaciones.

Considerando las dos sub muestras se tienen en total 234 observaciones.

3.4. Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

3.4.1. Técnicas

3.4.1.1. Observación

Para el presente trabajo de investigación, se utilizará la técnica de observación, con el propósito de ver los valores de cierre semanales de las acciones de cerro verde.

3.4.2. Instrumentos

3.4.2.1. Ficha de Registro

Para el presente trabajo de investigación, se aplicará un registro de las observaciones visualizadas durante los cierres semanales para las acciones de cerro verde.

3.5. Técnicas de Procesamiento de Datos

3.5.1. Procesamiento de los datos

El procesamiento de datos se hará de forma automatizada con la utilización de medios informáticos. Para ello, se utilizaran:

- **El soporte informático SPSS 20.0 Para Windows** paquete con recursos para el análisis descriptivo de las variables y para el cálculo de medidas inferenciales;
- **Microsoft Office Excel 2010**, aplicación de Microsoft Office, que se caracteriza por sus potentes recursos gráficos y funciones específicas que facilitarán el ordenamiento de datos. Las acciones específicas en las que se utilizaran los programas mencionados son las siguientes:

En cuanto al SPSS 20.0 Para Windows

- Elaboración de las tablas de doble entrada que permitirá ver el comportamiento conjunto de las variables según sus categorías y clases.
- Evaluación del PPS incremental para las observaciones registradas dentro de las dos muestras.

Al igual que con Excel, las tablas y los análisis efectuados serán trasladados a Word, para su ordenamiento y presentación final.

En lo que respecta a Microsoft Office Excel 2010:

- Registro de información sobre la base de los formatos aplicados. Este procedimiento permitirá configurar la matriz de sistematización de datos que se adjuntará al informe.

- Elaboración de tablas de frecuencia absoluta y porcentual, gracias a que Excel cuenta con funciones para el conteo sistemáticos de datos estableciéndose para ello criterios predeterminados.
- Elaboración de los gráficos que acompañarán a los cuadros que se elaborarán para describir las variables. Estos gráficos permitirán visualizar la distribución de los datos en las categorías que son objeto de análisis.

Las tablas y gráficos elaborados en Excel, serán trasladados a Word, para su ordenamiento y presentación final.

3.6. Selección y Validación de los Instrumentos de Investigación

3.6.1. Selección de los Instrumentos de Investigación

Se utilizarán técnicas y medidas de la estadística descriptiva e inferencial.

En cuanto a la estadística Descriptiva, se utilizará:

- Tablas de frecuencia absoluta y relativa (porcentual). Estas tablas servirán para la presentación de los datos procesados y ordenados según sus categorías, niveles o clases correspondientes.
- Tablas de contingencia. Se utilizará este tipo de tablas para visualizar la distribución de los datos según las categorías o niveles de los conjuntos de indicadores analizados simultáneamente.

3.6.2. Validación de los Instrumentos de Investigación

Para validar los instrumentos de investigación se utilizará el Test de Direccionalidad de Pesaran & Timmerman. Este test es utilizado para determinar si la capacidad predictiva es estadísticamente significativa.

El test compara el signo de la proyección \hat{y}_{n+1} , con el del valor observado, y_{n+i} para cada i -ésima observación del conjunto extramuestral ($i=1,2, \dots, m$), donde el signo indica la dirección en que se moverá el mercado accionario: al alza, si es positivo, o a la baja, si es negativo. Si los signos coinciden, aumentan la efectividad, y en caso de no existir coincidencia, aumenta el error de predicción.

El ratio de éxito (SR) se define como:

$$SR = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i [y_{n+i}, \hat{y}_{n+i} > 0]$$

Donde $I_i[\cdot]$ es una función indicador que toma el valor de 1 cuando su argumento es cierto y 0 en otro caso. Además:

$$P = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i [y_{n+i} > 0]$$

y

$$\hat{P} = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i [\hat{y}_{n+i} > 0]$$

Por último para probar el test a un nivel de 95% de confianza se define la hipótesis nula como:

H0: “La proyección basada en el modelo y el retorno observado son independientes”

Para este nivel de significancia los valores de corte son $-1,96$ y $1,96$. Si el valor obtenido del DA es menor a $-1,96$ o mayor a $1,96$ se rechaza la

hipótesis nula. Por lo tanto, en ese caso se concluye que el algoritmo genético para el modelo tiene capacidad predictiva al 95% de confianza.

4. CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Tratamiento Estadístico e Interpretación de Cuadros

Se llevó a cabo un análisis estadístico de cada una de las sub muestras, tomando en consideración las cotizaciones al cierre de los días lunes del conjunto de datos utilizados para ejecutar el algoritmo genético. Los resultados se hallaron tomando como base las cotizaciones para los periodos 2010 – 2013

4.1.1. Muestra para el Índice Dow Jones

10,583.96	10,674.38	12,226.34	11,043.86	12,927.17	12,795.96	15,179.85
10,663.99	10,698.75	12,090.03	10,655.30	13,213.63	12,967.37	14,659.56
10,609.65	10,302.01	11,993.16	11,433.18	13,008.53	12,965.60	15,057.28
10,196.86	10,174.41	12,036.53	11,397.00	12,695.35	13,169.88	15,224.69
10,185.53	10,009.73	12,197.88	11,913.62	12,504.48	13,235.39	15,484.26
9,908.39	10,447.93	12,400.03	11,955.01	12,454.83	13,139.08	15,545.55
10,099.14	10,544.13	12,381.11	12,068.39	12,101.46	13,104.14	15,521.97
10,383.38	10,753.62	12,201.59	12,078.98	12,411.23	13,384.29	15,612.13
10,403.79	10,812.04	12,479.88	11,547.31	12,741.82	13,507.32	15,419.68
10,552.52	10,751.27	12,807.36	11,523.01	12,502.66	13,649.70	15,010.74
10,642.15	11,010.34	12,684.68	12,097.83	12,871.39	13,881.93	14,946.46
10,785.89	11,143.69	12,548.37	12,021.39	12,736.29	13,880.08	14,810.31
10,895.86	11,164.05	12,381.26	11,766.26	12,727.21	13,971.24	15,063.12
10,973.55	11,237.20	12,441.58	12,294.00	12,721.46	13,981.76	15,494.78
11,005.97	11,406.84	12,089.96	12,217.56	13,073.01	13,784.17	15,401.38
11,092.05	11,201.97	11,952.97	12,392.69	13,117.51	14,127.82	15,129.67
11,205.03	11,178.58	12,080.38	12,422.06	13,169.43	14,447.29	14,936.24
11,151.83	11,052.49	12,043.56	12,708.82	13,271.64	14,452.06	15,301.26
10,785.14	11,362.19	12,582.77	12,653.72	13,124.67	14,447.75	15,392.20
10,625.83	11,428.56	12,505.76	12,845.13	13,090.84	14,572.85	15,568.93
10,066.57	11,478.13	12,385.16	12,874.04	13,254.29	14,613.48	15,639.12
10,136.63	11,555.03	12,592.80	12,949.87	13,553.10	14,599.20	15,783.10

9,816.49	11,670.75	12,132.49	12,981.51	13,558.92	11,134.29	15,976.02
10,190.89	11,637.45	10,809.85	12,962.81	13,515.11	14,818.75	16,072.54
10,442.41	11,787.38	11,482.90	12,959.71	13,583.65	14,968.89	16,008.77
10,138.52	11,980.52	10,854.65	13,239.13	13,424.23	15,091.68	16,025.53
9,686.48	11,891.93	11,539.25	13,241.63	13,345.89	15,335.28	15,884.57
10,216.27	12,161.63	11,240.26	13,264.49	13,107.21	15,303.10	16,294.61
10,154.43	12,268.19	11,061.12	12,929.59	13,112.44	15,254.03	16,504.29
10,525.43	12,391.25	11,401.01	12,921.41	12,815.08	15,238.59	

Estadísticos para el Índice Dow Jones

Estadístico	Valor
Cantidad de Datos	209
Media	12630.58
Mediana	12,479.88
Desviación Estándar	1675.51
Varianza	2,807,322.20
Coefficiente de Variación	13.27%

Tabla 1. Estadísticos para la muestra Dow Jones
Fuente: Diseño propio

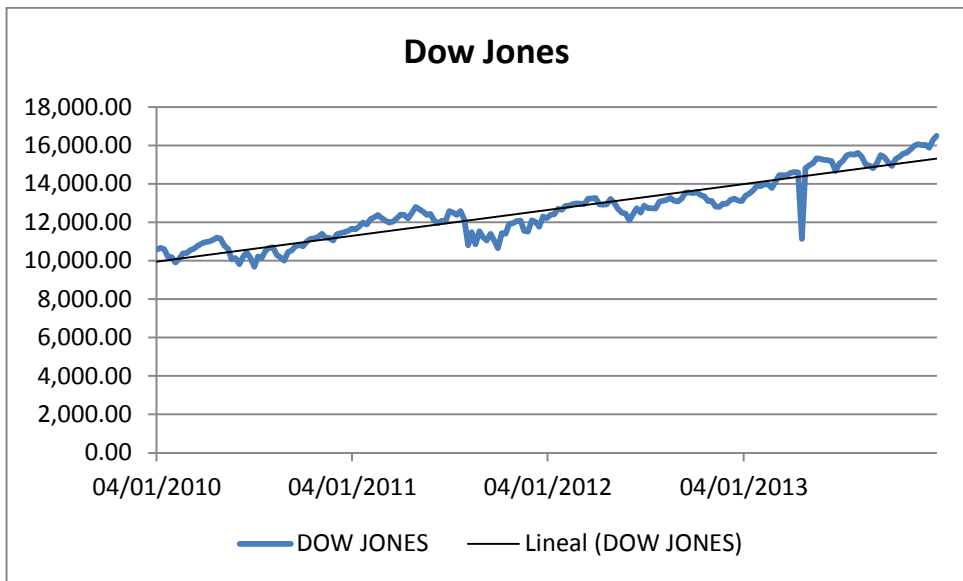


Figura 13. Tendencia del Dow Jones
Fuente: Diseño propio

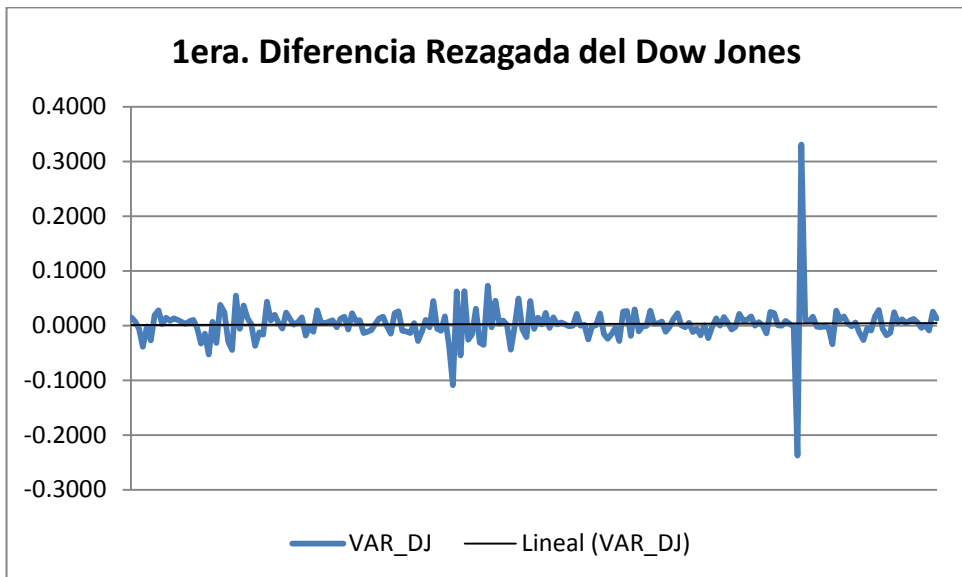


Figura 14. Tendencia de la 1era diferencia rezagada del Dow Jones
Fuente: Diseño propio

4.1.2. Muestra para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima

14,561.09	14,520.90	22,842.96	18,694.26	22,938.24	20,307.63	16,645.70
15,924.80	14,853.99	22,563.34	17,838.98	22,677.93	20,211.52	15,250.53
15,224.81	14,866.96	21,453.22	18,270.65	21,967.93	20,291.44	15,621.95
14,851.75	14,902.10	21,375.17	18,723.34	21,255.20	19,908.02	15,152.49
14,512.75	15,105.99	21,095.67	19,465.92	20,680.89	20,163.94	15,023.00
13,808.44	15,742.60	21,179.11	19,629.63	20,849.26	20,307.31	15,524.31
14,366.76	16,536.47	20,588.69	19,392.34	20,575.03	20,629.35	15,310.92
14,414.00	16,892.11	18,852.91	19,346.98	20,905.80	21,336.93	15,267.87
14,140.31	17,435.56	18,176.55	18,956.18	20,714.60	21,870.35	16,255.61
14,469.68	18,169.27	19,534.32	19,168.90	20,426.87	21,747.62	16,550.76
14,253.62	19,037.31	21,598.84	20,200.38	20,645.10	20,926.11	16,855.55
14,759.52	18,940.03	22,053.07	19,734.71	20,434.36	21,641.70	16,714.59
15,219.54	18,905.22	21,478.64	19,168.95	20,067.35	21,613.02	16,977.32
15,467.42	19,220.93	21,217.76	19,458.87	19,754.37	21,106.48	16,645.76
15,743.50	20,390.96	18,585.81	19,579.41	19,692.52	20,562.50	16,043.69
15,469.36	20,151.46	20,597.58	19,947.48	19,738.50	20,385.47	15,919.71
16,046.03	20,417.52	19,734.02	20,592.42	19,736.77	20,360.80	15,551.31
15,784.92	20,804.26	18,842.29	21,206.06	20,107.08	20,155.47	15,467.03
15,420.57	21,727.17	19,368.44	21,852.10	20,265.77	19,744.55	15,916.41
14,892.76	22,085.82	19,763.80	22,906.38	20,270.41	19,917.41	16,235.15
14,586.04	22,092.86	21,284.74	22,429.90	20,536.23	19,381.26	16,484.09
14,487.31	22,959.71	22,077.03	22,604.62	21,762.30	18,435.84	15,945.72
13,503.75	23,647.92	21,943.78	22,729.93	21,784.77	17,900.16	15,556.41
14,279.75	22,502.52	18,730.56	22,967.30	21,674.79	17,822.09	15,032.63
14,428.11	21,819.53	20,067.39	22,997.66	21,766.63	17,706.34	15,142.06
14,159.72	21,857.05	19,388.57	23,079.77	21,349.18	17,996.48	14,779.00
13,722.28	22,887.41	20,019.90	23,334.57	21,402.98	16,679.29	15,545.40
13,953.64	23,777.04	20,108.41	24,051.62	20,918.60	16,418.54	15,472.12
13,843.80	22,985.35	19,939.77	23,405.64	20,978.92	15,970.84	15,642.75
14,225.30	23,028.90	20,321.09	23,268.50	21,060.33	16,145.86	

Estadísticos para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima

Estadístico	Valor
Cantidad de Datos	209
Media	18,859.74
Mediana	19,692.52
Desviación Estándar	2,860.11
Varianza	8,180,220.66
Coefficiente de Variación	15%

Tabla 2. Estadísticos para la muestra IGBVL
Fuente: Diseño propio

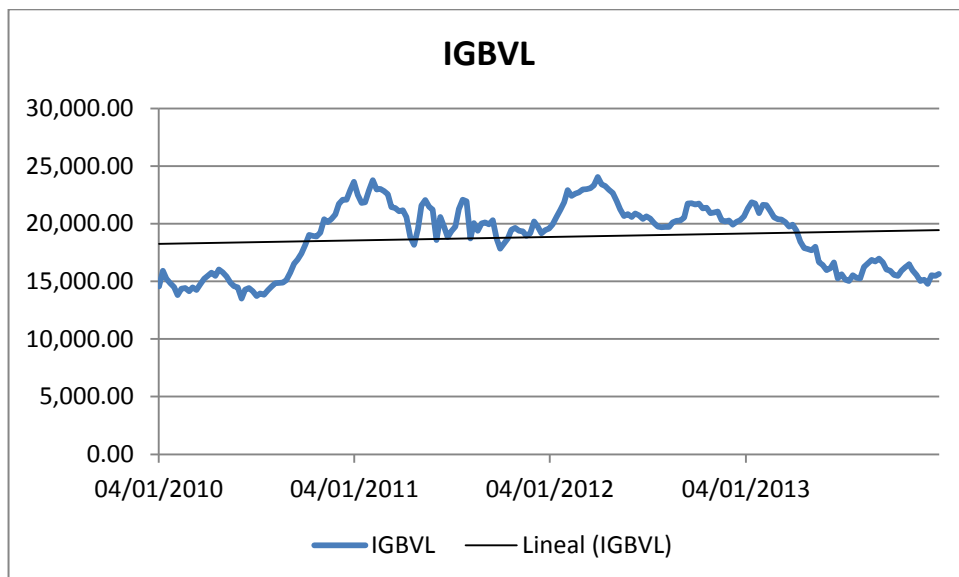


Figura 15. Tendencia del IGBVL
Fuente: Diseño propio

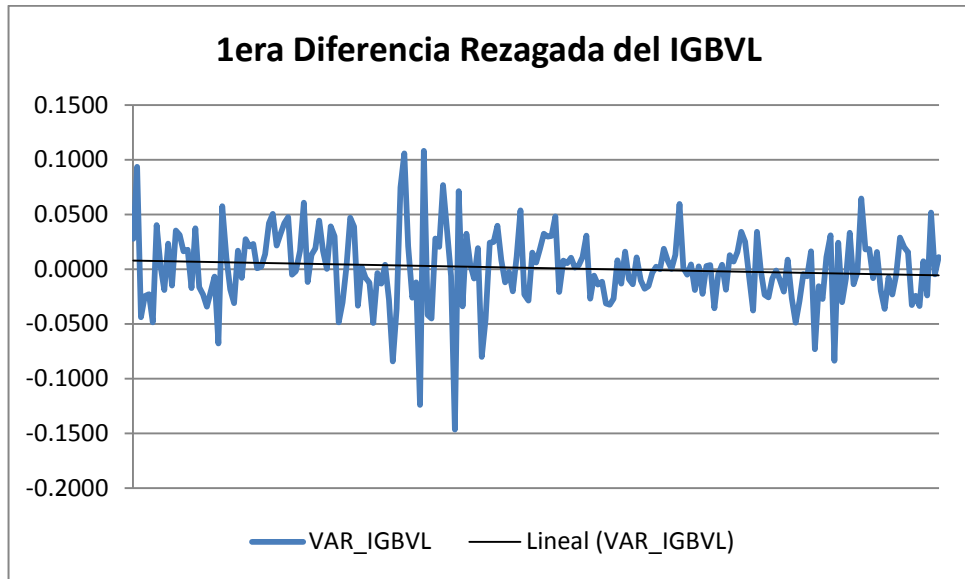


Figura 16. Tendencia de la 1era diferencia rezagada del IGBVL
Fuente: Diseño propio

4.1.3. Muestra de las cotizaciones de las acciones de Cerro Verde

23.65	24.01	50.00	35.00	41.40	40.00	27.85
25.35	24.10	48.00	33.05	40.30	39.50	22.20
24.72	24.35	47.00	33.70	39.00	38.49	22.90
24.10	24.80	44.36	35.99	38.00	37.81	22.40
23.00	24.60	43.50	36.80	37.00	40.96	22.00
22.00	24.70	44.00	36.50	37.00	38.80	22.30
22.90	25.51	41.00	35.60	36.10	38.00	22.10
22.90	27.80	37.50	36.50	37.84	39.00	22.00
23.10	30.70	36.00	34.85	36.50	39.30	24.96
23.40	31.00	39.20	35.70	36.20	39.00	24.50
23.10	32.49	44.95	36.00	37.00	37.00	25.70
24.00	33.35	43.00	36.00	36.50	38.00	26.00
24.10	33.00	40.30	35.20	36.60	38.00	26.75
24.30	35.00	39.80	36.10	37.00	37.50	25.80
24.70	38.74	35.00	36.00	37.00	36.00	25.00
25.00	42.10	39.00	36.52	37.00	34.00	24.40
25.10	41.00	36.70	38.00	37.00	33.00	24.00
25.20	41.00	36.50	38.80	37.00	33.25	24.00
24.60	44.50	36.20	38.70	37.00	30.00	25.20

23.05	49.00	36.80	38.80	37.00	31.00	25.60
23.70	47.85	40.50	38.28	37.52	30.40	27.05
23.60	52.00	43.25	39.60	41.00	28.50	26.00
21.80	56.00	44.30	40.87	42.00	26.00	24.50
23.00	47.00	36.00	40.60	41.60	25.00	23.20
23.40	48.50	39.30	40.00	41.60	25.00	23.62
24.75	48.75	38.39	39.60	41.50	28.40	23.97
22.40	53.00	38.60	41.52	41.75	26.40	24.01
22.78	54.99	38.95	42.00	41.30	25.48	25.00
22.70	52.00	38.90	41.00	40.80	23.50	24.50
24.00	49.80	38.30	41.55	40.30	23.32	

Estadísticos para las cotizaciones de las acciones de Cerro Verde

Estadístico	Valor
Cantidad de Datos	209
Media	18,859.74
Mediana	19,692.52
Desviación Estándar	2,860.11
Varianza	8,180,220.66
Coefficiente de Variación	15%

Tabla 3. Estadísticos para la muestra de Cerro Verde
Fuente: Diseño propio

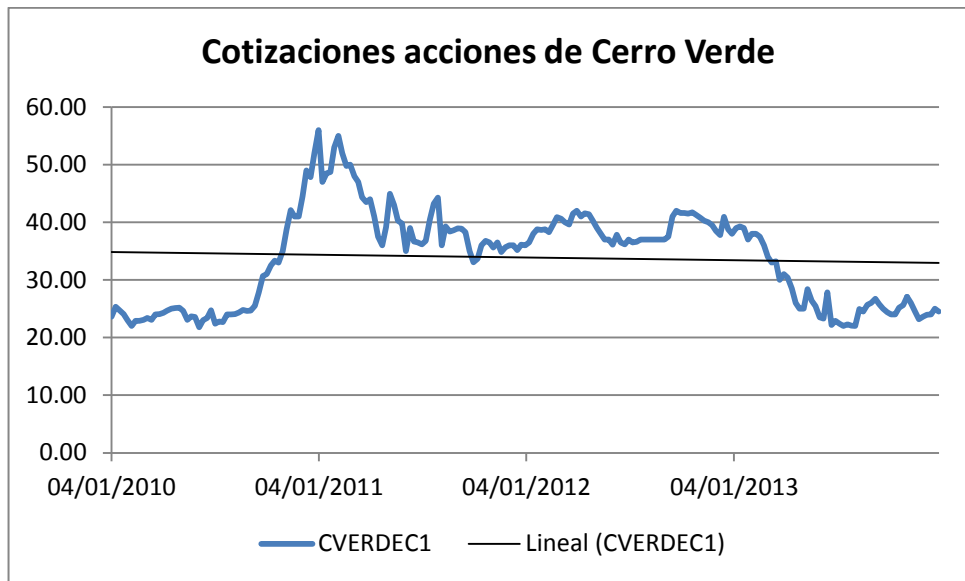


Figura 17. Tendencia de las Acciones de Cerro Verde
Fuente: Diseño propio

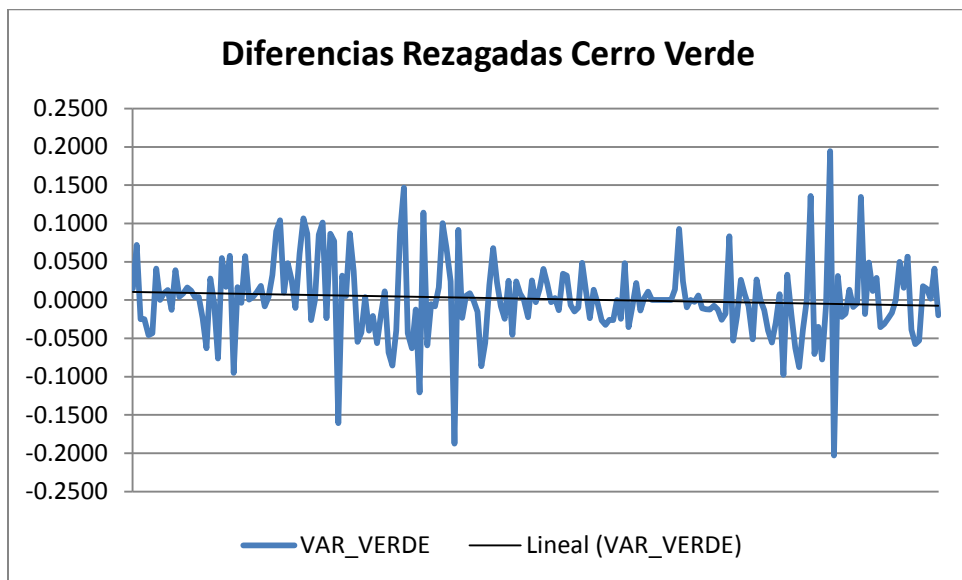


Figura 18. Tendencia de la 1era diferencia rezagada de CVERDEC1
Fuente: Diseño propio

4.2. Presentación de Resultados

El modelo a utilizar para predecir los cambios de signo de las acciones de cerro verde es el siguiente:

$$\begin{aligned}\Delta CVERDEC1_t &= \alpha_1 \Delta DJI_{t-1} + \alpha_2 \Delta DJI_{t-2} + \alpha_3 \Delta DJI_{t-3} + \beta_1 \Delta IGBVL_{t-1} \\ &+ \beta_2 \Delta IGBVL_{t-2} + \beta_3 \Delta IGBVL_{t-3} + \gamma_1 \Delta CVERDEC1_{t-1} \\ &+ \gamma_2 \Delta CVERDEC1_{t-2} + \gamma_3 \Delta CVERDEC1_{t-3} + \delta_1 \varepsilon_{t-1} \\ &+ \delta_2 \varepsilon_{t-2} + \delta_3 \varepsilon_{t-3} + \varepsilon_t\end{aligned}$$

Esto es, se pretende proyectar, en el instante de tiempo “t-1”, el signo de variación que experimentará el CVERDEC1 en el instante de tiempo “t”. En la ecuación el término ε_t corresponde al término de error del modelo.

Se trabajó con un máximo de 3 rezagos para los términos AR, MA y X, por lo que el máximo número de variables fue de 12. De acuerdo a las matemáticas binarias, una cadena de largo “L” permite representar “2L” soluciones posibles. En consecuencia, se cuenta con un total de 4.096 modelos, para cada técnica (recursiva) para predecir la dirección de las fluctuaciones del CVERDEC1, entre los cuales se realizará la búsqueda de la mejor solución. El algoritmo genético permitió optimizar el valor de la predicción a través de la búsqueda del modelo multivariado óptimo. El proceso se detalla a continuación:

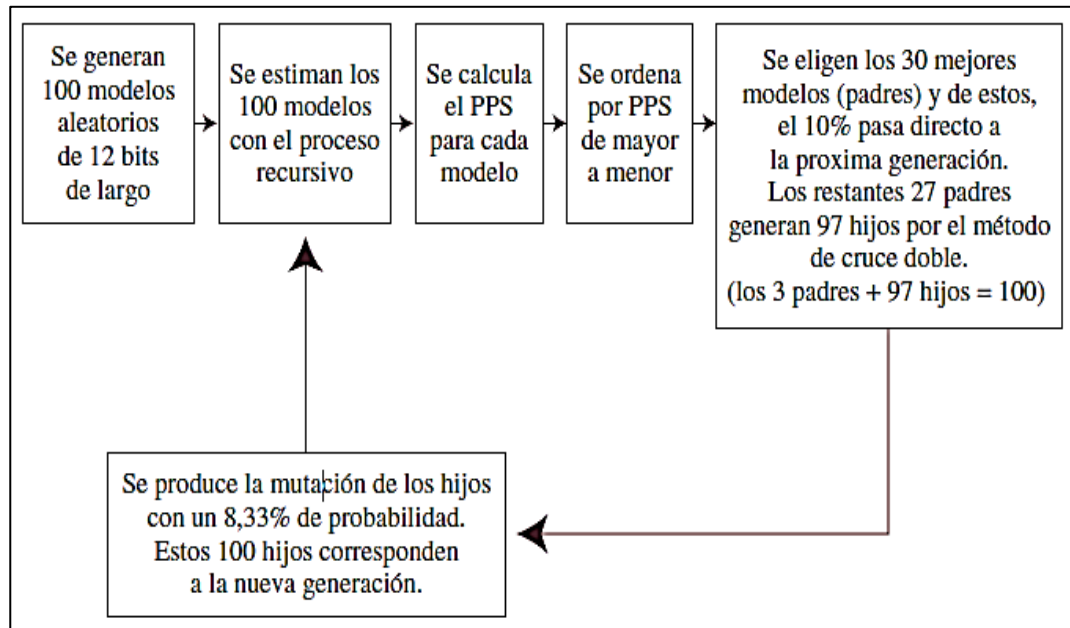


Figura 19. Esquema del Algoritmo Genético de Selección de Modelos
Fuente: Fuente propia

A continuación, se evaluó 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 26 datos semanales, utilizando un proceso recursivo. Para ello se dividió la muestra total en dos: una de tamaño “n” (208 datos) para estimar los coeficientes α , β , γ y δ de cada modelo a través de la minimización de la suma del cuadrado de los residuos del modelo; y otra de tamaño “m” (conjunto extramuestral de 26 datos) para evaluar la capacidad predictiva de los modelos.

$$PPS_{intra\text{muestral}} = \frac{\sum_{i=1}^n p_i}{n}$$

$$p_i = \begin{cases} 1, & \text{si } \Delta\text{CVERDEC1} \times \partial\text{CVERDEC1} > 0 \\ 0, & \text{En otro caso} \end{cases}$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

Donde Δ representa la variación observada y ∂ la variación estimada. Al ir avanzando la prueba aleatoria de parámetros, y cada vez que se encontraba un modelo que superaba un PPS intramuestral del 50%, entonces se procedía a evaluar el modelo encontrado en el conjunto extramuestral.

$$PPS_{extramuestral} = \frac{\sum_{j=n+1}^{n+m} p_j}{m}$$

$$p_j = \begin{cases} 1, & \text{si } \Delta_{CVERDEC1} \times \partial_{CVERDEC1} > 0 \\ 0, & \text{En otro caso} \end{cases}$$

$$j = n + 1, n + 2, \dots, m$$

4.3. Contraste de Hipótesis

Se evaluará la precisión direccional del modelo construido a partir del Algoritmo Genético, por medio del test de Pesaran y Timmermann (1992). Este test compara el signo de la proyección, Δ_i , con el del valor observado, $\hat{\Delta}_i$, para cada periodo i , donde i va desde 1 hasta m . Si los signos coinciden, aumenta la efectividad del modelo analizado, y en caso de no existir coincidencia, disminuye la efectividad. El ratio de éxito (SR) se define como:

$$SR = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i [\Delta_{n+i}, \hat{\Delta}_{n+i} > 0]$$

Donde I_i es una función indicador que toma el valor de 1 cuando su argumento es cierto y 0 en otro caso. Además:

$$P = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i [\Delta_{n+i} > 0]$$

$$\hat{P} = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i [\hat{\Delta}_{n+i} > 0]$$

El ratio de éxito en el caso de independencia de

$$\hat{\Delta}_{n+i} \text{ y } \Delta_{n+i}$$

Está dado por:

$$SRI = P \cdot \hat{P}(1 - P)(1 - \hat{P})$$

Cuya varianza es:

$$VAR[SRI] = m^{-2} \left[m(2 \cdot \hat{P} - 1)^2 P(1 - P) + m(2 \cdot P - 1)^2 \hat{P}(1 - \hat{P}) + 4 \cdot P \cdot \hat{P}(1 - P)(1 - \hat{P}) \right]$$

Por su parte, la varianza SR se define como:

$$VAR[SR] = m^{-1} \cdot SRI(1 - SRI)$$

Finalmente, bajo la hipótesis nula de independencia entre la serie predicha y la observada, el test DA de Pesaran y Timmermann está dado por:

$$DA = (VAR[SR] - VAR[SRI])^{-1/2} (SR - SRI)$$

Si el estadístico DA es mayor que 1,96, se rechaza la hipótesis nula de independencia, lo que indicaría que la capacidad predictiva del modelo es significativa.

Para el presente caso, el algoritmo genético arrojó los modelos con mejor PPS y son:

ALGORITMO GENETICO Y PREDICION DE SIGNO

Poblacion	80
Mutacion	0.083
Generaciones	15
Inversion Inicial	1000

Figura 20. Parámetros Iniciales del Algoritmo Genético
Fuente: Fuente propia

MODELO	PPS	DA	HIPOTESIS(>1.96)	GANANCIA ACTIVA	RENTABILIDAD
000100000000	14	10.3909	Si	1349.92	34.99%
010100000000	13	9.5545	Si	1261.60	26.16%

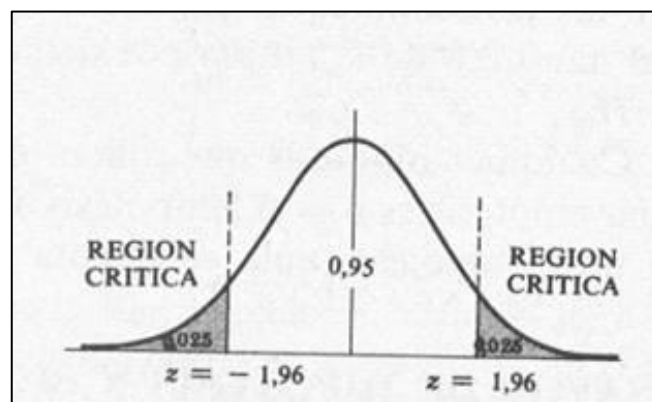


Figura 21. Contraste de Hipótesis
Fuente: Fuente propia

Ambos modelos corresponden a:

MODELO	ECUACIÓN	RENTABILIDAD
000100000000	$\Delta CVERDEC1_t = \beta_1 \Delta IGBVL_{t-1}$	34.99%
010100000000	$\Delta CVERDEC1_t = \alpha_2 \Delta DJI_{t-2} + \beta_1 \Delta IGBVL_{t-1}$	26.16%

Por lo tanto de las hipótesis específicas:

- a. El modelo multivariado para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014 es óptimo.

Al obtener un PPS = 14 y un DA = 10.3909 para el modelo 000100000000 se valida la hipótesis. Por lo tanto, el modelo multivariado (000100000000) para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014 **SI** es óptimo

- b. El grado de predicción del modelo multivariado óptimo para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014 es significativo.

Para el modelo 000100000000 con un PPS = 14 lo cual representa un 53.84% de grado de predicción y según el test de acierto direccional de Pesaran y Timmermann se valida la hipótesis específica. Por lo tanto, el grado de predicción del modelo multivariado (000100000000) óptimo para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014 **SI** es significativo

- c. La estrategia de inversión tiene una influencia alta y directa sobre la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.

Para el modelo 000100000000 con un PPS = 14, bajo la estrategia de inversión activa se obtuvo una ganancia de S/.1349.92 y una rentabilidad de 34.99%, superior a la rentabilidad de una estrategia de inversión pasiva (-9.77 %) se valida la hipótesis específica. Por lo tanto, la estrategia de inversión **SI** tiene una influencia alta y directa sobre la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014

En conclusión:

Los Algoritmos Genéticos **SI** optimizan significativamente la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.

4.4. Discusión de Resultados

4.4.1. Estado del Arte

La inteligencia artificial es responsable de muchos logros. Los pioneros de esta ciencia estaban tan interesados en la electrónica, como en la biología, y por eso sus aplicaciones iban desde calcular trayectorias de misiles, a tratar de modelar el cerebro, de imitar el proceso de aprendizaje humano, y de simular la evolución biológica. Los años ochenta (en el siglo pasado) marcan el florecimiento del interés de la comunidad científica por estos temas computacionales inspirados en la biología, que han visto como su desarrollo les llevaba a cotas inimaginables, primero en el campo de las Redes Neuronales, luego en el del Aprendizaje, y por último en lo que ahora se conoce como “computación evolutiva”, de la que **los algoritmos genéticos** constituyen su máximo exponente.

Es así que los algoritmos genéticos son utilizados en: optimización, programación automática, aprendizaje máquina, sistemas inmunes, ecología, evolución y aprendizaje, sistemas sociales, mecánica, física, ingeniería espacial, economía, **finanzas**, etc.

4.4.2. Explicación de resultados

El algoritmo genético se inicializó con los siguientes parámetros:

Parámetro	Valor
Población inicial	80
Grado de mutación	8.33 %
Generaciones	15
Inversión Inicial	1000

Además, los valores iniciales para los coeficientes del modelo fueron:

A1	B1	C1	E1	A2	B2
0.14883072	0.40916487	0.62958865	0.51351582	0.17505177	-0.32881352

C2	E2	A3	B3	C3	E3
0.47646794	-0.31188782	-0.32118916	-0.03007739	-0.24950839	-1.02126077

Las soluciones o cromosomas se codificaron con una cadena binaria de 12 bits.

DJI			IGBVL			CVERDEC1			Residuo modelo		
t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3

Al final de las 15 generaciones el algoritmo genético encontró el modelo óptimo.

A1	B1	C1	E1	A2	B2
0.15280267	0.06572595	0.00000000	0.00000000	0.24768767	0.00000000

C2	E2	A3	B3	C3	E3
0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000

El gráfico de evolución del PPS indica que el óptimo se alcanzó en la segunda generación con un valor de 115 y se mantuvo así hasta el final.

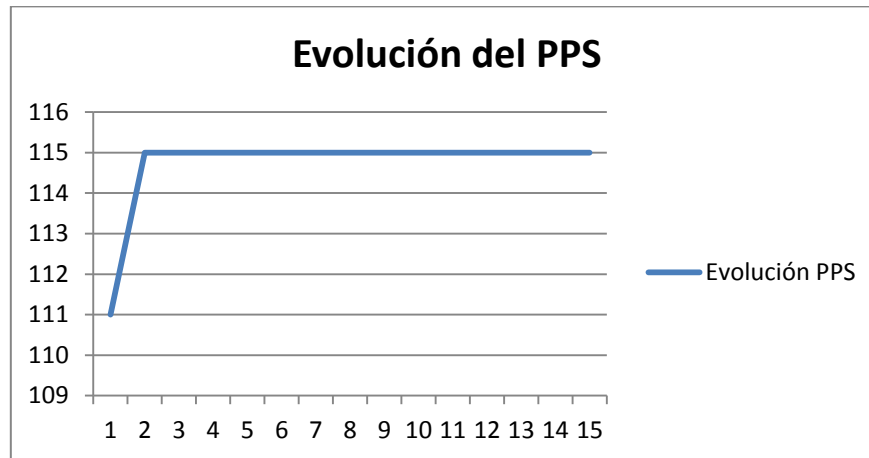


Figura 22. Tendencia del PPS
Fuente: Fuente propia

Los modelos binarios con mayor rentabilidad son:

MODELO	ECUACIÓN	RENTABILIDAD
000100000000	$\Delta CVERDEC1_t = \beta_1 \Delta IGBVL_{t-1}$	34.99%
010100000000	$\Delta CVERDEC1_t = \alpha_2 \Delta DJI_{t-2} + \beta_1 \Delta IGBVL_{t-1}$	26.16%

De lo cual se desprende que el modelo con mayor rentabilidad (34.99%) es un modelo que depende del $\beta_1 \Delta IGBVL_{t-1}$, es decir, que su mayor influencia es la primera diferencia rezagada del IGBVL.

Como se ha podido demostrar, se puede concluir que los algoritmos genéticos son una herramienta que permite hacer pronósticos. Mediante esta técnica se puede ayudar mucho a las teorías de inversión en los mercados bursátiles, de tal manera que se obtenga la máxima rentabilidad.

5. CONCLUSIONES

- a) Luego de evolucionar las 15 generaciones, se encontró el modelo multivariado $\Delta CVERDEC1_t = \beta_1 \Delta IGBVL_{t-1}$ para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.
- b) Una vez ejecutado el programa iterativo de cálculo se determinó el grado de predicción (PPS = 14 y DA = 10.3909) del modelo multivariado óptimo para la predicción de signo de las acciones de cerro verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.
- c) Con una inversión inicial de S/.1,000.00 se calculó la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde con una estrategia de inversión activa (34.99 %) y pasiva (-9.77 %) en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.
- d) Los algoritmos genéticos a través del modelo $\Delta CVERDEC1_t = \beta_1 \Delta IGBVL_{t-1}$ con un PPS = 14 y rentabilidad = 34.99 % optimizan significativamente la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.
- e) Se comprobó la hipótesis general: “Los Algoritmos Genéticos optimizan significativamente la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014”.

6. RECOMENDACIONES

- a) Se plantea incluir una diferencia rezagada más al modelo multivariado para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima. Es decir manejar una secuencia de 16 variables y no 12 para lograr un mayor PPS en el modelo.
- b) Se propone mejorar los parámetros iniciales del modelo multivariado óptimo para lograr un mayor grado de predicción de las acciones de cerro verde en la Bolsa de Valores de Lima, de tal manera que la predicción se optimice.
- c) Se sugiere incluir costos de transacción para determinar la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde con una estrategia de inversión activa y pasiva en la Bolsa de Valores de Lima. Esto con el objetivo de lograr una rentabilidad neta.
- d) Se propone utilizar algoritmos genéticos paralelos para optimizar significativamente la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima. De esta manera se podrá abarcar un mayor campo de soluciones globales con un costo computacional menor.
- e) Se sugiere validar la hipótesis general: “Los Algoritmos Genéticos optimizan significativamente la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014” para el segundo semestre del año 2014 y determinar la efectividad anual del nuevo modelo multivariado óptimo.

7. REFERENCIAS

a) Bibliográficas

- Ackley, D. H. (1987). *A Connectionist Machine for Genetic Hillclimbing*. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Ball, R., & Kothari, S. (1989). Nonstationary expected returns: Implications for test of market efficiency and serial correlation in returns. *Journal of Financial Economics*, 51 - 74.
- Blume, L., Easley, D., & O'Hara, M. (1994). Market statistics and technical analysis: The role of volume. *Journal of Finance*, 153 - 82.
- Bolsa de Valores de Lima. (2013). Recuperado el 27 de 08 de 2013, de www.bvl.com.pe
- Box, G., & Jenkins, G. (1970). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden - Day.
- Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stocks returns. *The Journal of Finance*, XLVII(5), 1731 - 1763.
- Brown, D., & Jennings, R. (1989). On technical analysis. *Review of Financial Studies*, 527 - 551.
- Chan, K. (1988). On the contrarian investment strategy. *Journal of Business*, 147 - 163.
- Chopra, N., Lakonishok, J., & Ritter, J. (1992). Measuring abnormal returns: Do stocks overreact? *Journal of Financial Economics*, 235 - 268.
- Conrad, J., & Kaul, G. (1988). Time-variation in expected returns. *Journal of Business*, 409 - 425.
- Conrad, J., & Kaul, G. (1993). Long-term market overreaction or biases in computed return? *Journal of Finance*, 39-63.
- Domínguez-Dorado, M. (2005). *Todo Programación*. Madrid: Iberprensa.
- Fama, E. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 383 - 417.
- Fama, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *Journal of Finance*, 1575-1617.

- Fama, E., & French, K. (1988). Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of Political Economy*, 247-273. - 63 -
- Ferson, W., & Harvey, C. (1991). The variation of economic risk premiums. *Journal of Political Economy*, 385-415.
- Grefenstette, J. J. (1986). Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms. Michigan: SMC-16(1):122-128.
- Grundy, B., & McNichols, M. (1989). Trade and the revelation of information through prices and direct disclosure. *Review of Financial Studies*, 495-526.
- Hodgson, A., & Nicholls, D. (1991). The impact of index futures markets on Australian share market volatility. *Journal of Business Finance and Accounting*, 267-280.
- Hoffmeister, T. B. (1991). *Extended Selection Mechanisms in Genetic*. California: Morgan Kaufmann Publishers.
- Holland, J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Michigan: MIT Press.
- Kaul, G., & Conrad, J. (1989). Mean reversion in short-horizon expected returns. *Review of Financial Studies*, 225 - 240.
- Leung Mark T., D. H.-S. (2000). Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models. *International Journal of Forecasting*, 173 - 190.
- Lo, A. &. (1988). Stock market price do not follow random walk: Evidence from a simple specification test. *Review of Financial Studies*, 44 - 66.
- Martín, G. M. (2008). LA RENTABILIDAD DE LA BOLSA ESPAÑOLA (1990-2007) Y LAS LIMITACIONES DEL ANÁLISIS FINANCIERO CONVENCIONAL. Madrid.
- Parisi, A. (2007). Técnicas avanzadas para la predicción de la variación del Ishare MSCI Brazil Index (EWZ). *Revista Estudios de Información y Control de Gestión*.
- Parisi, F., & Vasquez, A. (2000). Simple technical trading rules of stock returns: evidence from 1987 to 1998 in Chile. *Emerging Markets Review*, 1(2), 152-164.
- Syswerda., G. (1989). *Uniform Crossover in Genetic Algorithms*. California: Morgan Kaufmann Publishers.
- Urrutia, J. (1994). Time series properties of four Latin American equity markets: Argentina, Brazil, Chile and Mexico. *Estudios de Administración*, 1 - 8.

b) Páginas Web

- Alvarez, J. L. (2012). Introducción a los Algoritmos Genéticos. Recuperado el 30 de 09 de 2013, de <http://ingenierosenapuros.files.wordpress.com/2012/06/introduccion-a-los-algoritmos-geneticos-p.pdf>
- Parra Truyol, A. (2013). Universidad Carlos III Madrid. Recuperado el 01 de 10 de 2013, de jvillena/irc/practicas/06-07/05.pdf
- Sistemas Informáticos. (2013). Obtenido de http://147.96.80.209/Sistemas%20Informaticos/pagina%20inicio/AlgoritmoGenetico.htm#_6.-_El_operador
- Valencia, U. d. (2013). Universidad de Valencia. Recuperado el 10 de 01 de 2013, de <http://www.uv.es/asepuma/X/J24C.pdf>

8. ANEXOS

ANEXO A: MATRIZ DE CONSISTENCIA

TÍTULO DEL PROYECTO:

Problema Principal	Objetivo General	Hipótesis General	Variables	Metodología
¿De qué manera los algoritmos genéticos optimizan la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014?	Determinar de qué manera los algoritmos genéticos optimizan la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014	Los Algoritmos Genéticos optimizan significativamente la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.	Independiente: ALGORITMOS GENÉTICOS Indicadores: 1. Población 2. Tamaño de cromosoma 3. Grado de Mutación	1. <u>Tipo de investigación</u> Aplicada 2. <u>Diseño de investigación</u> No experimental Descriptivo 3. <u>Nivel de investigación</u> Descriptivo.
Problemas Secundarios	Objetivos Específicos	Hipótesis Específicas		
¿Cómo determinar el modelo multivariado para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014?	Determinar el modelo multivariado para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.	El modelo multivariado para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la bolsa de valores de Lima periodo 2014 es óptimo.	Dependiente PREDICCIÓN DE SIGNO EN ACCIONES Indicadores: 1. Rentabilidad 2. Grado de Predicción 3. Modelo Multivariado	4. <u>Población</u> La población estará compuesta por los valores de cierre semanales de las acciones de cerro verde desde el 2010 hasta el 2013.
¿Cómo determinar el grado de predicción del modelo multivariado óptimo para la predicción de signo de las acciones de cerro verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014?	Determinar el grado de predicción del modelo multivariado óptimo para la predicción de signo de las acciones de cerro verde en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.	El grado de predicción del modelo multivariado óptimo para la predicción de signo de las acciones de Cerro Verde en la bolsa de valores de Lima periodo 2014 es significativo.		<u>Muestra</u> 234 observaciones de los valores de cierre semanales de las acciones de cerro verde.
¿Cómo determinar la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde con una estrategia activa y pasiva en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014?	Determinar la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde con una estrategia de inversión activa y pasiva en la Bolsa de Valores de Lima periodo 2014.	La estrategia de inversión tiene una influencia alta y directa sobre la rentabilidad de las acciones de Cerro Verde en la bolsa de valores de Lima periodo 2014.		6. <u>Técnicas</u> Observación 7. <u>Instrumentos</u> Ficha de Observación

ANEXO B: OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

Variable	Tipo de Variable según su función	Definición (Concepto)	Definición Operacional	Naturaleza de la Variable	Escala de Medida	Indicadores	Técnica	Instrumento	Fuente
ALGORITMOS GENETICOS	Independiente	Los algoritmos genéticos, introducidos por Holland, consisten en una función matemática o una rutina que simula el proceso evolutivo de las especies, teniendo como objetivo encontrar soluciones a problemas específicos de maximización o minimización. [Holland, 1975]	Los Algoritmos Genéticos son técnicas evolutivas que permiten encontrar soluciones a problemas muy complejos, en los cuales el objetivo es optimizar una función de evaluación.	Cuantitativa	Cardinal	- Población - Tamaño de Cromosoma - Grado de Mutación	- Observación	- Registros	Bolsa de Valores de Lima
PREDICCIÓN DE SIGNO EN ACCIONES	Dependiente	Las predicciones son usadas principalmente, para hacer insinuaciones del comportamiento futuro de un sistema y apoyar los procesos de planeación y toma de decisiones. La siguiente tabla describe algunas áreas en las que se usan los pronósticos y la variedad de decisiones que se apoyan en estos [Marín, Muñoz, 2002]	Es un proceso mediante el cual se intenta determinar el cambio en la dirección de las variaciones del precio de las acciones a través de métodos matemáticos y estadísticos.	Cuantitativa	Cardinal	- Rentabilidad - Grado de Predicción - Modelo Multivariado			

ANEXO C: REGISTRO HISTÓRICO DE COTIZACIONES 2010 - 2013

FECHA	DOW JONES	IGBVL	CERRO VERDE				
04/01/2010	10,583.96	14,561.09	23.65	23/02/2010	10,282.41	14,097.89	22.50
05/01/2010	10,572.02	14,921.50	24.15	24/02/2010	10,374.16	14,122.57	22.40
06/01/2010	10,573.68	15,242.47	24.80	25/02/2010	10,321.03	13,982.74	22.10
07/01/2010	10,606.86	15,355.31	24.65	26/02/2010	10,325.26	14,002.32	22.40
08/01/2010	10,618.19	15,629.12	25.20	01/03/2010	10,403.79	14,140.31	23.10
11/01/2010	10,663.99	15,924.80	25.35	02/03/2010	10,405.98	14,210.62	23.40
12/01/2010	10,627.26	15,590.51	25.35	03/03/2010	10,396.76	14,250.53	23.30
13/01/2010	10,680.77	15,539.13	25.35	04/03/2010	10,444.14	14,231.25	22.90
14/01/2010	10,710.55	15,244.26	25.10	05/03/2010	10,566.20	14,429.93	23.70
15/01/2010	10,609.65	15,104.70	24.75	08/03/2010	10,552.52	14,469.68	23.40
18/01/2010	10,609.65	15,224.81	24.72	09/03/2010	10,564.38	14,398.90	23.40
19/01/2010	10,725.43	15,194.76	24.59	10/03/2010	10,567.33	14,346.80	23.20
20/01/2010	10,603.15	15,054.02	24.60	11/03/2010	10,611.84	14,284.16	23.20
21/01/2010	10,389.88	14,811.10	24.60	12/03/2010	10,624.69	14,374.65	23.30
22/01/2010	10,172.98	14,866.45	24.25	15/03/2010	10,642.15	14,253.62	23.10
25/01/2010	10,196.86	14,851.75	24.10	16/03/2010	10,685.98	14,458.31	23.70
26/01/2010	10,194.29	14,805.49	23.95	17/03/2010	10,733.67	14,713.50	24.00
27/01/2010	10,236.16	14,668.93	23.80	18/03/2010	10,779.17	14,717.48	23.80
28/01/2010	10,120.46	14,498.26	23.00	19/03/2010	10,741.98	14,731.97	23.90
29/01/2010	10,067.33	14,440.05	23.00	22/03/2010	10,785.89	14,759.52	24.00
01/02/2010	10,185.53	14,512.75	23.00	23/03/2010	10,888.83	14,826.61	23.70
02/02/2010	10,296.85	14,659.14	23.32	24/03/2010	10,836.15	14,758.50	24.00
03/02/2010	10,270.55	14,543.03	23.32	25/03/2010	10,841.21	14,823.92	23.99
04/02/2010	10,002.18	14,086.50	22.75	26/03/2010	10,850.36	14,974.10	24.00
05/02/2010	10,012.23	13,867.26	22.28	29/03/2010	10,895.86	15,219.54	24.10
08/02/2010	9,908.39	13,808.44	22.00	30/03/2010	10,907.42	15,138.20	24.31
09/02/2010	10,058.64	14,133.49	22.00	31/03/2010	10,856.63	15,129.00	24.18
10/02/2010	10,038.38	14,176.46	22.10	05/04/2010	10,973.55	15,467.42	24.30
11/02/2010	10,144.19	14,360.07	22.75	06/04/2010	10,969.99	15,669.25	24.85
12/02/2010	10,099.14	14,286.24	22.80	07/04/2010	10,897.52	15,691.17	24.70
15/02/2010	10,099.14	14,366.76	22.90	08/04/2010	10,927.07	15,633.99	25.20
16/02/2010	10,268.81	14,529.61	23.55	09/04/2010	10,997.35	15,733.36	24.70
17/02/2010	10,309.24	14,395.21	23.25	12/04/2010	11,005.97	15,743.50	24.70
18/02/2010	10,392.90	14,407.69	23.45	13/04/2010	11,019.42	15,691.72	24.70
19/02/2010	10,402.35	14,446.74	23.10	14/04/2010	11,123.11	15,803.61	25.60
22/02/2010	10,383.38	14,414.00	22.90	15/04/2010	11,144.57	15,728.57	25.50
				16/04/2010	11,018.66	15,482.56	24.80
				19/04/2010	11,092.05	15,469.36	25.00

20/04/2010	11,117.06	15,575.93	24.60	15/06/2010	10,404.77	14,423.16	23.40
21/04/2010	11,124.92	15,684.63	24.85	16/06/2010	10,409.46	14,391.73	23.65
22/04/2010	11,124.92	15,774.67	24.51	17/06/2010	10,434.17	14,344.47	23.49
23/04/2010	11,204.28	15,980.78	24.74	18/06/2010	10,450.64	14,342.70	23.10
24/04/2010	11,145.10	15,980.78	24.74	21/06/2010	10,442.41	14,428.11	23.40
26/04/2010	11,205.03	16,046.03	25.10	22/06/2010	10,293.52	14,338.11	23.20
27/04/2010	10,991.99	15,790.21	25.00	23/06/2010	10,298.44	14,252.45	23.50
28/04/2010	11,045.27	15,928.24	24.85	24/06/2010	10,152.80	14,120.76	23.70
29/04/2010	11,167.32	15,913.88	25.00	25/06/2010	10,143.81	14,198.29	24.18
30/04/2010	11,008.61	15,842.26	25.11	28/06/2010	10,138.52	14,159.72	24.75
03/05/2010	11,151.83	15,784.92	25.20	29/06/2010	9,870.30	14,159.72	24.75
04/05/2010	10,926.77	15,259.12	24.50	30/06/2010	9,774.02	13,985.01	23.00
05/05/2010	10,868.12	15,242.40	24.50	01/07/2010	9,732.53	13,834.78	22.61
06/05/2010	10,520.32	14,973.47	24.30	02/07/2010	9,686.48	13,823.92	22.80
07/05/2010	10,380.43	14,847.53	23.80	05/07/2010	9,686.48	13,722.28	22.40
10/05/2010	10,785.14	15,420.57	24.60	06/07/2010	9,743.62	13,734.13	22.60
11/05/2010	10,748.26	15,505.65	24.60	07/07/2010	10,018.28	13,761.96	22.60
12/05/2010	10,896.91	15,577.36	24.60	08/07/2010	10,138.99	13,816.70	22.70
13/05/2010	10,782.95	15,490.29	24.62	09/07/2010	10,198.03	13,985.41	22.79
14/05/2010	10,620.16	15,193.46	24.00	12/07/2010	10,216.27	13,953.64	22.78
17/05/2010	10,625.83	14,892.76	23.05	13/07/2010	10,363.02	14,056.70	23.00
18/05/2010	10,510.95	14,922.34	23.55	14/07/2010	10,366.72	14,067.84	23.00
19/05/2010	10,444.37	14,658.24	23.05	15/07/2010	10,359.31	14,077.74	23.00
20/05/2010	10,068.01	14,211.72	22.50	16/07/2010	10,097.90	13,916.69	22.70
21/05/2010	10,193.39	14,567.10	23.60	19/07/2010	10,154.43	13,843.80	22.70
24/05/2010	10,066.57	14,586.04	23.70	20/07/2010	10,229.96	13,835.76	22.71
25/05/2010	10,043.75	14,264.32	23.25	21/07/2010	10,120.53	13,820.07	23.02
26/05/2010	9,974.45	14,342.61	23.70	22/07/2010	10,322.30	14,049.70	23.40
27/05/2010	10,258.99	14,645.98	23.70	23/07/2010	10,424.62	14,152.01	23.61
28/05/2010	10,136.63	14,504.14	23.60	26/07/2010	10,525.43	14,225.30	24.00
31/05/2010	10,136.63	14,487.31	23.60	27/07/2010	10,537.69	14,179.10	23.78
01/06/2010	10,024.02	14,270.71	23.50	28/07/2010	10,497.88	14,179.10	23.78
02/06/2010	10,249.54	14,243.76	23.50	29/07/2010	10,467.16	14,179.10	0.00
03/06/2010	10,255.28	14,135.08	23.50	30/07/2010	10,465.94	14,275.38	23.85
04/06/2010	9,931.97	13,818.03	22.80	02/08/2010	10,674.38	14,520.90	24.01
07/06/2010	9,816.49	13,503.75	21.80	03/08/2010	10,636.38	14,687.12	24.70
09/06/2010	9,899.25	13,872.44	22.55	04/08/2010	10,680.43	14,820.73	24.90
10/06/2010	10,172.53	14,155.79	23.00	05/08/2010	10,674.98	14,746.48	24.50
11/06/2010	10,211.07	14,217.71	23.00	06/08/2010	10,653.56	14,699.98	24.10
14/06/2010	10,190.89	14,279.75	23.00	09/08/2010	10,698.75	14,853.99	24.10

10/08/2010	10,644.25	14,877.09	24.20	05/10/2010	10,944.72	18,806.39	32.00
11/08/2010	10,378.83	14,664.76	24.20	06/10/2010	10,967.65	18,941.78	33.00
12/08/2010	10,319.95	14,808.06	24.31	07/10/2010	10,948.58	18,855.25	32.00
13/08/2010	10,303.15	14,801.33	24.31	08/10/2010	11,006.48	18,855.25	32.00
16/08/2010	10,302.01	14,866.96	24.35	11/10/2010	11,010.34	19,037.31	32.49
17/08/2010	10,405.85	14,938.39	24.35	12/10/2010	11,020.40	18,995.86	33.00
18/08/2010	10,415.54	14,972.14	24.65	13/10/2010	11,096.08	19,450.28	33.40
19/08/2010	10,271.21	14,868.30	24.45	14/10/2010	11,094.57	19,499.49	33.90
20/08/2010	10,213.62	14,874.26	24.60	15/10/2010	11,062.78	19,293.09	33.90
23/08/2010	10,174.41	14,902.10	24.80	18/10/2010	11,143.69	18,940.03	33.35
24/08/2010	10,040.45	14,844.50	24.65	19/10/2010	10,978.62	18,366.71	32.10
25/08/2010	10,060.06	14,936.62	24.50	20/10/2010	11,107.97	18,777.00	32.90
26/08/2010	9,985.81	14,975.07	24.40	21/10/2010	11,146.57	18,487.58	32.30
27/08/2010	10,150.65	15,105.99	24.60	22/10/2010	11,132.56	18,764.90	33.00
30/08/2010	10,009.73	15,105.99	24.60	25/10/2010	11,164.05	18,905.22	33.00
31/08/2010	10,014.72	15,153.33	24.20	26/10/2010	11,169.46	19,039.82	34.00
01/09/2010	10,269.47	15,319.10	24.40	27/10/2010	11,126.28	18,991.26	34.00
02/09/2010	10,320.10	15,368.72	24.43	28/10/2010	11,113.95	18,991.32	34.00
03/09/2010	10,447.93	15,568.13	24.70	29/10/2010	11,118.49	19,220.93	35.00
06/09/2010	10,447.93	15,742.60	24.70	01/11/2010	11,237.20	19,220.93	35.00
07/09/2010	10,340.69	15,786.98	25.00	02/11/2010	11,188.72	19,550.99	36.00
08/09/2010	10,387.01	15,864.60	25.00	03/11/2010	11,215.13	19,631.12	35.60
09/09/2010	10,415.24	15,833.44	25.00	04/11/2010	11,434.84	20,230.42	38.00
10/09/2010	10,462.77	16,151.09	25.15	05/11/2010	11,444.08	20,402.51	38.75
13/09/2010	10,544.13	16,536.47	25.51	08/11/2010	11,406.84	20,390.96	38.74
14/09/2010	10,526.49	16,522.23	26.11	09/11/2010	11,346.75	20,606.72	41.00
15/09/2010	10,572.73	16,561.52	26.90	10/11/2010	11,357.04	20,588.95	42.20
16/09/2010	10,594.83	16,658.24	27.40	11/11/2010	11,283.10	20,595.34	42.96
17/09/2010	10,607.85	16,721.19	27.50	12/11/2010	11,192.58	20,248.41	42.00
20/09/2010	10,753.62	16,892.11	27.80	15/11/2010	11,201.97	20,151.46	42.10
21/09/2010	10,761.03	17,162.94	28.20	16/11/2010	11,023.50	19,563.53	40.40
22/09/2010	10,739.31	17,363.05	28.70	17/11/2010	11,007.88	19,915.13	40.90
23/09/2010	10,662.42	17,199.41	29.00	18/11/2010	11,181.23	20,292.13	42.00
24/09/2010	10,860.26	17,315.68	30.10	19/11/2010	11,203.55	20,384.52	42.70
27/09/2010	10,812.04	17,435.56	30.70	22/11/2010	11,178.58	20,417.52	41.00
28/09/2010	10,858.14	17,577.07	30.10	23/11/2010	11,036.37	20,179.45	39.90
29/09/2010	10,835.28	17,709.98	29.60	24/11/2010	11,187.28	20,441.13	40.41
30/09/2010	10,788.05	17,867.36	30.00	25/11/2010	11,187.28	20,768.71	41.00
01/10/2010	10,829.68	18,159.80	30.55	26/11/2010	11,092.00	20,704.46	41.00
04/10/2010	10,751.27	18,169.27	31.00	29/11/2010	11,052.49	20,804.26	41.00

30/11/2010	11,006.02	20,854.50	41.00	25/01/2011	11,977.19	21,735.14	47.00
01/12/2010	11,255.78	21,366.22	41.50	26/01/2011	11,985.44	22,005.95	46.84
02/12/2010	11,362.41	21,547.34	43.00	27/01/2011	11,989.83	22,502.92	50.00
03/12/2010	11,382.09	21,651.12	43.90	28/01/2011	11,823.70	22,530.71	50.80
06/12/2010	11,362.19	21,727.17	44.50	31/01/2011	11,891.93	22,887.41	53.00
07/12/2010	11,359.16	21,915.33	46.50	01/02/2011	12,040.16	23,218.52	53.20
08/12/2010	11,372.48	21,915.33	46.50	02/02/2011	12,041.97	23,419.93	53.99
09/12/2010	11,370.06	21,807.69	47.50	03/02/2011	12,062.26	23,724.08	54.70
10/12/2010	11,410.32	21,843.42	47.00	04/02/2011	12,092.15	23,701.56	55.00
13/12/2010	11,428.56	22,085.82	49.00	07/02/2011	12,161.63	23,777.04	54.99
14/12/2010	11,476.54	22,032.85	49.00	08/02/2011	12,233.15	23,487.93	52.74
15/12/2010	11,457.47	21,972.90	48.90	09/02/2011	12,239.89	22,989.58	49.95
16/12/2010	11,499.25	22,041.44	47.85	10/02/2011	12,229.29	22,861.64	50.51
17/12/2010	11,491.91	22,035.58	48.01	11/02/2011	12,273.26	22,772.10	50.51
20/12/2010	11,478.13	22,092.86	47.85	14/02/2011	12,268.19	22,985.35	52.00
21/12/2010	11,533.16	22,445.14	49.00	15/02/2011	12,226.64	22,761.08	50.75
22/12/2010	11,559.49	22,718.62	50.00	16/02/2011	12,288.17	22,788.76	51.92
23/12/2010	11,573.49	22,689.38	50.50	17/02/2011	12,318.14	22,793.27	50.75
24/12/2010	11,573.49	22,791.27	50.50	18/02/2011	12,391.25	23,041.59	50.75
27/12/2010	11,555.03	22,959.71	52.00	21/02/2011	12,391.25	23,028.90	49.80
28/12/2010	11,575.54	23,057.30	53.00	22/02/2011	12,212.79	22,694.93	49.00
29/12/2010	11,585.38	23,178.45	54.00	23/02/2011	12,105.78	22,616.51	48.40
30/12/2010	11,569.71	23,252.57	54.15	24/02/2011	12,068.50	22,635.95	48.80
31/12/2010	11,577.51	23,374.57	54.10	25/02/2011	12,130.45	22,763.85	50.00
03/01/2011	11,670.75	23,647.92	56.00	28/02/2011	12,226.34	22,842.96	50.00
04/01/2011	11,691.18	23,490.09	56.00	01/03/2011	12,058.02	22,689.04	49.00
05/01/2011	11,722.89	23,495.61	56.00	02/03/2011	12,066.80	22,709.28	49.90
06/01/2011	11,697.31	23,305.04	54.00	03/03/2011	12,258.20	22,623.39	48.75
07/01/2011	11,674.76	22,928.85	49.50	04/03/2011	12,169.88	22,662.51	48.50
10/01/2011	11,637.45	22,502.52	47.00	07/03/2011	12,090.03	22,563.34	48.00
11/01/2011	11,671.88	22,675.23	49.30	08/03/2011	12,214.38	22,442.21	47.60
12/01/2011	11,755.44	22,631.86	50.50	09/03/2011	12,213.09	22,167.65	47.51
13/01/2011	11,731.90	22,166.93	48.10	10/03/2011	11,984.61	21,625.29	47.20
14/01/2011	11,787.38	21,792.57	48.00	11/03/2011	12,044.40	21,784.13	48.50
17/01/2011	11,787.38	21,819.53	48.50	14/03/2011	11,993.16	21,453.22	47.00
18/01/2011	11,837.93	22,119.08	49.00	15/03/2011	11,855.42	20,982.75	45.60
19/01/2011	11,825.29	22,128.27	49.50	16/03/2011	11,613.30	20,984.13	45.49
20/01/2011	11,822.80	21,705.47	48.50	17/03/2011	11,774.59	20,758.13	45.50
21/01/2011	11,871.84	21,651.64	48.00	18/03/2011	11,858.52	20,496.59	44.30
24/01/2011	11,980.52	21,857.05	48.75	21/03/2011	12,036.53	21,375.17	44.36

22/03/2011	12,018.63	21,961.66	46.50	18/05/2011	12,560.18	22,070.80	42.40
23/03/2011	12,086.02	22,259.34	47.90	19/05/2011	12,605.32	22,034.42	42.20
24/03/2011	12,170.56	22,557.82	48.50	20/05/2011	12,512.04	21,814.19	41.50
25/03/2011	12,220.59	22,242.55	46.50	23/05/2011	12,381.26	21,478.64	40.30
28/03/2011	12,197.88	21,095.67	43.50	24/05/2011	12,356.21	21,776.94	40.50
29/03/2011	12,279.01	21,496.34	43.81	25/05/2011	12,394.66	21,999.71	42.20
30/03/2011	12,350.61	21,807.64	44.30	26/05/2011	12,402.76	22,619.09	43.98
31/03/2011	12,319.73	21,957.49	45.30	27/05/2011	12,441.58	22,375.30	41.50
01/04/2011	12,376.72	21,562.53	45.00	30/05/2011	12,441.58	21,217.76	39.80
04/04/2011	12,400.03	21,179.11	44.00	31/05/2011	12,569.79	21,566.07	39.80
05/04/2011	12,393.90	21,441.84	44.20	01/06/2011	12,290.14	20,283.93	36.47
06/04/2011	12,426.75	21,554.14	44.50	02/06/2011	12,248.55	21,736.48	39.50
07/04/2011	12,339.86	21,147.76	42.99	03/06/2011	12,151.26	21,227.68	39.00
08/04/2011	12,380.05	21,246.34	43.02	06/06/2011	12,089.96	18,585.81	35.00
11/04/2011	12,381.11	20,588.69	41.00	07/06/2011	12,070.81	19,881.10	37.50
12/04/2011	12,263.58	19,848.49	39.00	08/06/2011	12,048.94	20,581.13	38.50
13/04/2011	12,270.99	18,613.96	37.40	09/06/2011	12,124.36	20,953.26	39.80
14/04/2011	12,285.15	18,730.84	37.50	10/06/2011	11,951.91	20,661.02	39.00
15/04/2011	12,341.83	19,371.26	38.50	13/06/2011	11,952.97	20,597.58	39.00
18/04/2011	12,201.59	18,852.91	37.50	14/06/2011	12,076.11	20,677.88	39.00
19/04/2011	12,266.75	18,999.17	37.50	15/06/2011	11,897.27	20,146.17	37.00
20/04/2011	12,453.54	18,798.67	37.50	16/06/2011	11,961.52	19,813.60	36.90
21/04/2011	12,505.99	18,798.67	37.50	17/06/2011	12,004.36	19,898.22	37.60
25/04/2011	12,479.88	18,176.55	36.00	20/06/2011	12,080.38	19,734.02	36.70
26/04/2011	12,595.37	17,765.63	34.50	21/06/2011	12,190.01	19,221.42	36.70
27/04/2011	12,690.96	17,959.32	34.50	22/06/2011	12,109.67	19,149.90	36.73
28/04/2011	12,763.31	18,971.59	37.60	23/06/2011	12,050.00	19,013.57	36.60
29/04/2011	12,810.54	19,636.22	39.50	24/06/2011	11,934.58	18,996.88	36.50
02/05/2011	12,807.36	19,534.32	39.20	27/06/2011	12,043.56	18,842.29	36.50
03/05/2011	12,807.51	19,485.14	39.00	28/06/2011	12,188.69	18,719.46	35.00
04/05/2011	12,723.58	20,678.38	41.60	29/06/2011	12,261.42	18,719.46	35.00
05/05/2011	12,584.17	20,638.49	43.00	30/06/2011	12,414.34	18,878.78	34.50
06/05/2011	12,638.74	21,769.92	44.60	01/07/2011	12,582.77	19,207.77	35.50
09/05/2011	12,684.68	21,598.84	44.95	04/07/2011	12,582.77	19,368.44	36.20
10/05/2011	12,760.36	21,129.86	42.50	05/07/2011	12,569.87	19,375.02	36.64
11/05/2011	12,630.03	20,735.46	41.40	06/07/2011	12,626.02	19,459.57	37.02
12/05/2011	12,695.92	21,483.63	42.50	07/07/2011	12,719.49	19,863.51	38.06
13/05/2011	12,595.75	22,080.21	43.00	08/07/2011	12,657.20	19,916.90	38.00
16/05/2011	12,548.37	22,053.07	43.00	11/07/2011	12,505.76	19,763.80	36.80
17/05/2011	12,479.58	21,969.04	42.50	12/07/2011	12,446.88	19,931.90	37.01

13/07/2011	12,491.61	20,220.94	38.00	07/09/2011	11,414.86	20,134.76	39.30
14/07/2011	12,437.12	20,181.82	38.50	08/09/2011	11,295.81	20,077.53	39.15
15/07/2011	12,479.73	20,345.75	39.00	09/09/2011	10,992.13	19,906.55	38.90
18/07/2011	12,385.16	21,284.74	40.50	12/09/2011	11,061.12	19,939.77	38.90
19/07/2011	12,587.42	21,963.55	42.00	13/09/2011	11,105.85	19,980.85	39.00
20/07/2011	12,571.91	22,176.12	42.99	14/09/2011	11,246.73	20,179.69	39.40
21/07/2011	12,724.41	22,164.41	42.50	15/09/2011	11,433.18	20,426.79	40.00
22/07/2011	12,681.16	22,049.23	43.00	16/09/2011	11,509.09	20,573.07	39.05
25/07/2011	12,592.80	22,077.03	43.25	19/09/2011	11,401.01	20,321.09	38.30
26/07/2011	12,501.30	22,307.17	45.30	20/09/2011	11,408.66	20,305.74	37.60
27/07/2011	12,302.55	21,963.10	44.40	21/09/2011	11,124.84	19,933.32	37.00
28/07/2011	12,240.11	21,963.10	44.40	22/09/2011	10,733.83	19,011.88	35.40
29/07/2011	12,143.24	21,963.10	44.40	23/09/2011	10,771.48	18,813.82	35.00
01/08/2011	12,132.49	21,943.78	44.30	26/09/2011	11,043.86	18,694.26	35.00
02/08/2011	11,866.62	21,710.28	43.39	27/09/2011	11,190.69	19,134.43	35.80
03/08/2011	11,896.44	21,517.25	42.30	28/09/2011	11,010.90	18,543.93	34.20
04/08/2011	11,383.68	20,319.87	40.00	29/09/2011	11,153.98	18,435.79	33.80
05/08/2011	11,444.61	20,160.11	38.89	30/09/2011	10,913.38	18,329.10	33.98
08/08/2011	10,809.85	18,730.56	36.00	03/10/2011	10,655.30	17,838.98	33.05
09/08/2011	11,239.77	19,212.60	37.20	04/10/2011	10,808.71	17,317.88	31.99
10/08/2011	10,719.94	18,969.23	36.50	05/10/2011	10,939.95	17,543.34	32.50
11/08/2011	11,143.31	19,678.72	39.00	06/10/2011	11,123.33	17,745.48	33.30
12/08/2011	11,269.02	19,937.43	39.50	07/10/2011	11,103.12	17,761.27	33.50
15/08/2011	11,482.90	20,067.39	39.30	10/10/2011	11,433.18	18,270.65	33.70
16/08/2011	11,405.93	19,772.00	38.00	11/10/2011	11,416.30	18,268.85	33.77
17/08/2011	11,410.21	19,980.02	39.00	12/10/2011	11,518.85	18,554.90	34.50
18/08/2011	10,990.58	19,516.14	38.06	13/10/2011	11,478.13	18,623.62	35.00
19/08/2011	10,817.65	19,378.12	38.45	14/10/2011	11,644.49	18,897.41	36.20
22/08/2011	10,854.65	19,388.57	38.39	17/10/2011	11,397.00	18,723.34	35.99
23/08/2011	11,176.76	19,488.45	38.10	18/10/2011	11,577.05	18,988.64	36.00
24/08/2011	11,320.71	19,502.86	38.10	19/10/2011	11,504.62	18,766.55	35.60
25/08/2011	11,149.82	19,475.44	38.00	20/10/2011	11,541.78	18,567.91	34.40
26/08/2011	11,284.54	19,795.94	38.60	21/10/2011	11,808.79	18,857.10	35.40
29/08/2011	11,539.25	20,019.90	38.60	24/10/2011	11,913.62	19,465.92	36.80
30/08/2011	11,559.95	20,019.90	38.60	25/10/2011	11,706.62	19,307.25	36.00
31/08/2011	11,613.53	20,697.11	39.80	26/10/2011	11,869.04	19,342.14	36.40
01/09/2011	11,493.57	20,726.60	41.00	27/10/2011	12,208.55	20,012.08	37.10
02/09/2011	11,240.26	20,443.56	40.00	28/10/2011	12,231.11	20,044.34	37.25
05/09/2011	11,240.26	20,108.41	38.95	31/10/2011	11,955.01	19,629.63	36.50
06/09/2011	11,139.30	19,931.29	38.12	01/11/2011	11,657.96	19,629.63	36.50

02/11/2011	11,836.04	19,486.18	35.50	28/12/2011	12,151.41	19,268.55	36.00
03/11/2011	12,044.47	19,579.97	35.90	29/12/2011	12,287.04	19,385.19	36.30
04/11/2011	11,983.24	19,370.46	35.50	30/12/2011	12,217.56	19,473.31	36.00
07/11/2011	12,068.39	19,392.34	35.60	02/01/2012	12,217.56	19,579.41	36.00
08/11/2011	12,170.18	19,509.95	36.10	03/01/2012	12,397.38	19,886.89	36.50
09/11/2011	11,780.94	19,010.75	35.50	04/01/2012	12,418.42	19,940.09	36.55
10/11/2011	11,891.74	19,127.85	36.00	05/01/2012	12,415.70	19,943.99	36.90
11/11/2011	12,153.68	19,450.89	37.00	06/01/2012	12,359.92	19,800.88	36.60
14/11/2011	12,078.98	19,346.98	36.50	09/01/2012	12,392.69	19,947.48	36.52
15/11/2011	12,096.16	19,359.25	36.00	10/01/2012	12,462.47	20,269.16	37.30
16/11/2011	11,905.59	19,529.14	36.00	11/01/2012	12,449.45	20,280.64	37.30
17/11/2011	11,770.73	19,304.53	35.31	12/01/2012	12,471.02	20,539.69	38.30
18/11/2011	11,796.16	19,240.14	35.50	13/01/2012	12,422.06	20,472.00	38.00
21/11/2011	11,547.31	18,956.18	34.85	16/01/2012	12,422.06	20,592.42	38.00
22/11/2011	11,493.72	19,131.61	36.00	17/01/2012	12,482.07	20,712.92	38.00
23/11/2011	11,257.55	19,007.82	35.00	18/01/2012	12,578.95	20,868.23	38.25
24/11/2011	11,257.55	18,975.54	35.10	19/01/2012	12,623.98	21,006.51	38.68
25/11/2011	11,231.78	18,957.75	35.00	20/01/2012	12,720.48	20,887.84	38.70
28/11/2011	11,523.01	19,168.90	35.70	23/01/2012	12,708.82	21,206.06	38.80
29/11/2011	11,555.63	19,236.99	35.45	24/01/2012	12,675.75	21,277.53	38.50
30/11/2011	12,045.68	19,911.82	35.60	25/01/2012	12,756.96	21,410.67	38.50
01/12/2011	12,020.03	19,814.40	35.70	26/01/2012	12,734.63	21,645.82	38.40
02/12/2011	12,019.42	20,178.69	36.00	27/01/2012	12,660.46	21,843.63	38.90
05/12/2011	12,097.83	20,200.38	36.00	30/01/2012	12,653.72	21,852.10	38.70
06/12/2011	12,150.13	20,090.29	36.02	31/01/2012	12,632.91	21,948.07	38.40
07/12/2011	12,196.37	19,986.43	36.00	01/02/2012	12,716.46	22,371.22	38.70
08/12/2011	11,997.70	19,986.43	36.00	02/02/2012	12,705.41	22,686.68	38.85
09/12/2011	12,184.26	19,985.96	36.00	03/02/2012	12,862.23	22,918.62	38.85
12/12/2011	12,021.39	19,734.71	36.00	06/02/2012	12,845.13	22,906.38	38.80
13/12/2011	11,954.94	19,587.19	36.00	07/02/2012	12,878.20	22,803.81	38.70
14/12/2011	11,823.48	19,305.93	35.97	08/02/2012	12,883.95	22,730.70	38.00
15/12/2011	11,868.81	19,389.82	35.80	09/02/2012	12,890.46	22,697.16	38.78
16/12/2011	11,866.39	19,446.49	35.69	10/02/2012	12,801.23	22,496.64	38.30
19/12/2011	11,766.26	19,168.95	35.20	13/02/2012	12,874.04	22,429.90	38.28
20/12/2011	12,103.58	19,370.41	35.20	14/02/2012	12,878.28	22,269.27	38.28
21/12/2011	12,107.74	19,360.66	35.50	15/02/2012	12,780.95	22,276.71	39.00
22/12/2011	12,169.65	19,383.07	35.85	16/02/2012	12,904.08	22,360.79	39.50
23/12/2011	12,294.00	19,428.81	36.05	17/02/2012	12,949.87	22,456.80	39.30
26/12/2011	12,294.00	19,458.87	36.10	20/02/2012	12,949.87	22,604.62	39.60
27/12/2011	12,291.35	19,398.51	36.20	21/02/2012	12,965.69	22,873.38	41.00

22/02/2012	12,938.67	22,870.86	41.03	19/04/2012	12,964.10	23,149.97	41.60
23/02/2012	12,984.69	22,835.83	41.31	20/04/2012	13,029.26	23,264.90	42.00
24/02/2012	12,982.95	22,825.87	41.30	23/04/2012	12,927.17	22,938.24	41.40
27/02/2012	12,981.51	22,729.93	40.87	24/04/2012	13,001.56	22,945.72	41.30
28/02/2012	13,005.12	22,900.81	41.30	25/04/2012	13,090.72	22,845.02	41.00
29/02/2012	12,952.07	22,728.75	41.10	26/04/2012	13,204.62	22,799.41	41.20
01/03/2012	12,980.30	22,982.85	41.30	27/04/2012	13,228.31	22,908.98	41.00
02/03/2012	12,977.57	23,163.87	41.25	30/04/2012	13,213.63	22,677.93	40.30
05/03/2012	12,962.81	22,967.30	40.60	01/05/2012	13,279.32	22,677.93	40.30
06/03/2012	12,759.15	22,664.72	39.80	02/05/2012	13,268.57	22,379.99	39.99
07/03/2012	12,837.33	22,839.18	41.00	03/05/2012	13,206.59	22,055.99	39.90
08/03/2012	12,907.94	23,033.26	40.51	04/05/2012	13,038.27	22,138.03	39.70
09/03/2012	12,922.02	23,232.50	40.51	07/05/2012	13,008.53	21,967.93	39.00
12/03/2012	12,959.71	22,997.66	40.00	08/05/2012	12,932.09	21,393.59	38.01
13/03/2012	13,177.68	23,145.52	40.00	09/05/2012	12,835.06	21,550.80	38.50
14/03/2012	13,194.10	23,015.47	40.00	10/05/2012	12,855.04	21,763.94	39.20
15/03/2012	13,252.76	22,974.79	39.70	11/05/2012	12,820.60	21,662.45	38.50
16/03/2012	13,232.62	22,962.52	39.70	14/05/2012	12,695.35	21,255.20	38.00
19/03/2012	13,239.13	23,079.77	39.60	15/05/2012	12,632.00	20,871.12	37.30
20/03/2012	13,170.19	22,935.70	39.50	16/05/2012	12,598.55	20,856.99	37.30
21/03/2012	13,124.62	23,056.42	40.50	17/05/2012	12,442.49	20,622.02	37.00
22/03/2012	13,046.14	22,772.60	40.10	18/05/2012	12,369.38	20,501.81	36.90
23/03/2012	13,080.73	22,953.79	40.50	21/05/2012	12,504.48	20,680.89	37.00
26/03/2012	13,241.63	23,334.57	41.52	22/05/2012	12,502.81	20,726.59	37.00
27/03/2012	13,197.73	23,650.62	42.50	23/05/2012	12,496.15	20,536.83	36.75
28/03/2012	13,126.21	23,537.51	41.90	24/05/2012	12,529.75	20,637.22	36.70
29/03/2012	13,145.82	23,335.12	42.00	25/05/2012	12,454.83	20,744.49	36.65
30/03/2012	13,212.04	23,612.02	42.10	28/05/2012	12,454.83	20,849.26	37.00
02/04/2012	13,264.49	24,051.62	42.00	29/05/2012	12,580.69	21,026.33	37.00
03/04/2012	13,199.55	24,035.61	42.10	30/05/2012	12,419.86	20,875.09	36.80
04/04/2012	13,074.75	23,622.59	41.85	31/05/2012	12,393.45	20,997.56	37.00
05/04/2012	13,060.14	23,622.59	41.85	01/06/2012	12,118.57	20,700.68	36.50
09/04/2012	12,929.59	23,405.64	41.00	04/06/2012	12,101.46	20,575.03	36.10
10/04/2012	12,715.93	23,284.84	41.00	05/06/2012	12,127.95	20,655.57	36.15
11/04/2012	12,805.39	23,270.01	41.13	06/06/2012	12,414.79	21,018.91	36.75
12/04/2012	12,986.58	23,471.36	41.36	07/06/2012	12,460.96	21,020.17	37.01
13/04/2012	12,849.59	23,335.66	41.20	08/06/2012	12,554.20	20,957.55	37.60
16/04/2012	12,921.41	23,268.50	41.55	11/06/2012	12,411.23	20,905.80	37.84
17/04/2012	13,115.54	23,361.21	41.50	12/06/2012	12,573.80	20,887.63	37.84
18/04/2012	13,032.75	23,274.98	41.50	13/06/2012	12,496.38	20,812.60	37.84

14/06/2012	12,651.91	20,702.90	37.84	10/08/2012	13,207.95	19,806.65	37.11
15/06/2012	12,767.17	20,634.18	36.50	13/08/2012	13,169.43	19,736.77	37.00
18/06/2012	12,741.82	20,714.60	36.50	14/08/2012	13,172.14	19,833.06	37.00
19/06/2012	12,837.33	20,776.54	37.00	15/08/2012	13,164.78	19,844.55	37.00
20/06/2012	12,824.39	20,712.41	37.00	16/08/2012	13,250.11	20,022.02	37.00
21/06/2012	12,573.57	20,434.58	37.00	17/08/2012	13,275.20	20,105.31	37.00
22/06/2012	12,640.78	20,509.26	36.65	20/08/2012	13,271.64	20,107.08	37.00
25/06/2012	12,502.66	20,426.87	36.20	21/08/2012	13,203.58	20,304.73	37.00
26/06/2012	12,534.67	20,372.07	35.90	22/08/2012	13,172.76	20,295.43	37.25
27/06/2012	12,627.01	20,334.85	36.00	23/08/2012	13,057.46	20,177.65	37.10
28/06/2012	12,602.26	20,207.16	35.95	24/08/2012	13,157.97	20,215.36	37.20
29/06/2012	12,880.09	20,207.16	35.95	27/08/2012	13,124.67	20,265.77	37.00
02/07/2012	12,871.39	20,645.10	37.00	28/08/2012	13,102.99	20,230.82	37.01
03/07/2012	12,943.82	20,776.82	37.20	29/08/2012	13,107.48	20,197.62	37.00
04/07/2012	12,943.82	20,718.49	37.00	30/08/2012	13,000.71	20,197.62	37.00
05/07/2012	12,896.67	20,661.89	37.00	31/08/2012	13,090.84	20,311.66	37.00
06/07/2012	12,772.47	20,602.68	37.00	03/09/2012	13,090.84	20,270.41	37.00
09/07/2012	12,736.29	20,434.36	36.50	04/09/2012	13,035.94	19,985.31	37.30
11/07/2012	12,604.53	20,089.31	36.90	05/09/2012	13,047.48	19,977.86	37.00
12/07/2012	12,573.27	19,954.85	36.50	06/09/2012	13,292.00	20,161.75	37.02
13/07/2012	12,777.09	20,107.13	37.00	07/09/2012	13,306.64	20,494.04	37.90
16/07/2012	12,727.21	20,067.35	36.60	10/09/2012	13,254.29	20,536.23	37.52
17/07/2012	12,805.54	20,033.85	36.60	11/09/2012	13,323.36	20,717.42	37.55
18/07/2012	12,908.70	20,088.64	36.60	12/09/2012	13,333.35	20,997.78	38.03
19/07/2012	12,943.36	20,115.50	37.00	13/09/2012	13,539.86	21,435.23	39.40
20/07/2012	12,822.57	20,023.06	36.90	14/09/2012	13,593.37	21,951.80	40.90
23/07/2012	12,721.46	19,754.37	37.00	17/09/2012	13,553.10	21,762.30	41.00
24/07/2012	12,617.32	19,536.55	37.00	18/09/2012	13,564.64	21,610.01	40.80
25/07/2012	12,676.05	19,544.29	36.75	19/09/2012	13,577.96	21,723.63	41.50
26/07/2012	12,887.93	19,674.23	37.00	20/09/2012	13,596.93	21,694.87	41.30
27/07/2012	13,075.66	19,822.53	37.00	21/09/2012	13,578.27	21,884.55	43.00
30/07/2012	13,073.01	19,692.52	37.00	24/09/2012	13,558.92	21,784.77	42.00
31/07/2012	13,008.68	19,627.50	37.00	25/09/2012	13,457.55	21,747.83	42.00
01/08/2012	12,976.13	19,452.80	37.20	26/09/2012	13,413.51	21,583.91	41.75
02/08/2012	12,878.88	19,282.92	37.20	27/09/2012	13,485.97	21,736.07	41.61
03/08/2012	13,096.17	19,730.47	37.60	28/09/2012	13,437.13	21,674.79	41.60
06/08/2012	13,117.51	19,738.50	37.00	01/10/2012	13,515.11	21,674.79	41.60
07/08/2012	13,168.60	19,754.17	37.01	02/10/2012	13,482.36	21,674.79	41.60
08/08/2012	13,175.64	19,769.55	37.50	03/10/2012	13,494.61	21,432.79	41.65
09/08/2012	13,165.19	19,748.20	37.00	04/10/2012	13,575.36	21,680.57	41.65

05/10/2012	13,610.15	21,766.63	41.60	03/12/2012	12,965.60	20,291.44	38.49
08/10/2012	13,583.65	21,766.63	41.60	04/12/2012	12,951.78	20,260.81	38.35
09/10/2012	13,473.53	21,508.10	41.50	05/12/2012	13,034.49	20,199.39	38.10
10/10/2012	13,344.97	21,399.30	41.40	06/12/2012	13,074.04	20,192.09	38.05
11/10/2012	13,326.39	21,525.10	41.35	07/12/2012	13,155.13	19,938.26	37.80
12/10/2012	13,328.85	21,410.29	41.50	10/12/2012	13,169.88	19,908.02	37.81
15/10/2012	13,424.23	21,349.18	41.50	11/12/2012	13,248.44	20,147.83	39.06
16/10/2012	13,551.78	21,472.51	41.50	12/12/2012	13,245.45	20,272.09	41.80
17/10/2012	13,557.00	21,529.58	41.50	13/12/2012	13,170.72	20,158.65	41.69
18/10/2012	13,548.94	21,476.86	41.50	14/12/2012	13,135.01	20,147.08	40.10
19/10/2012	13,343.51	21,443.30	41.55	17/12/2012	13,235.39	20,163.94	40.96
22/10/2012	13,345.89	21,402.98	41.75	18/12/2012	13,350.96	20,292.21	41.35
23/10/2012	13,102.53	21,166.87	41.95	19/12/2012	13,251.97	20,466.87	40.95
24/10/2012	13,077.34	21,056.94	41.10	20/12/2012	13,311.72	20,350.45	40.03
25/10/2012	13,103.68	21,011.04	41.30	21/12/2012	13,190.84	20,338.87	38.80
26/10/2012	13,107.21	20,968.79	41.30	24/12/2012	13,139.08	20,307.31	38.80
29/10/2012	13,107.21	20,918.60	41.30	26/12/2012	13,114.59	20,354.40	38.40
30/10/2012	13,107.21	20,952.40	41.30	27/12/2012	13,096.31	20,377.63	38.21
31/10/2012	13,096.46	20,789.41	41.30	28/12/2012	12,938.11	20,548.18	38.15
01/11/2012	13,232.62	20,789.41	41.30	31/12/2012	13,104.14	20,629.35	38.00
02/11/2012	13,093.16	20,865.63	40.92	02/01/2013	13,412.55	21,016.02	38.80
05/11/2012	13,112.44	20,978.92	40.80	03/01/2013	13,391.36	21,120.35	39.50
06/11/2012	13,245.68	20,935.86	40.75	04/01/2013	13,435.21	21,221.45	39.51
08/11/2012	12,811.32	21,115.06	40.50	07/01/2013	13,384.29	21,336.93	39.00
09/11/2012	12,815.39	21,046.16	40.30	08/01/2013	13,328.85	21,544.54	39.00
12/11/2012	12,815.08	21,060.33	40.30	09/01/2013	13,390.51	21,588.08	38.50
13/11/2012	12,756.18	21,067.94	40.00	10/01/2013	13,471.22	21,902.23	39.50
14/11/2012	12,570.95	20,523.54	39.10	11/01/2013	13,488.43	21,905.52	39.40
15/11/2012	12,542.38	20,093.83	40.00	14/01/2013	13,507.32	21,870.35	39.30
16/11/2012	12,588.31	20,044.00	39.80	15/01/2013	13,534.89	21,735.27	40.00
19/11/2012	12,795.96	20,307.63	40.00	16/01/2013	13,511.23	21,836.92	40.00
20/11/2012	12,788.51	20,191.70	39.70	17/01/2013	13,596.02	21,761.43	39.50
21/11/2012	12,836.89	20,102.05	38.66	18/01/2013	13,649.70	21,666.72	39.50
22/11/2012	12,836.89	20,039.84	38.00	21/01/2013	13,649.70	21,747.62	39.00
23/11/2012	13,009.68	20,227.74	38.00	22/01/2013	13,712.21	21,625.27	38.00
26/11/2012	12,967.37	20,211.52	39.50	23/01/2013	13,779.33	21,651.73	39.00
27/11/2012	12,878.13	20,096.61	38.00	24/01/2013	13,825.33	21,500.47	39.00
28/11/2012	12,985.11	20,073.39	37.80	25/01/2013	13,895.98	21,282.80	38.10
29/11/2012	13,021.82	20,165.15	38.00	28/01/2013	13,881.93	20,926.11	37.00
30/11/2012	13,025.58	20,044.62	38.00	29/01/2013	13,954.42	20,940.92	37.05

30/01/2013	13,910.42	21,305.86	38.20	28/03/2013	14,578.54	19,858.95	30.50
31/01/2013	13,860.58	21,435.29	38.00	01/04/2013	14,572.85	19,917.41	31.00
01/02/2013	14,009.79	21,800.27	38.30	02/04/2013	14,662.01	19,702.15	31.00
04/02/2013	13,880.08	21,641.70	38.00	03/04/2013	14,550.35	19,549.08	31.00
05/02/2013	13,979.30	21,730.15	38.00	04/04/2013	14,606.11	19,608.48	30.60
06/02/2013	13,986.52	21,754.08	38.50	05/04/2013	14,565.25	19,509.57	30.40
07/02/2013	13,944.05	21,707.35	38.50	08/04/2013	14,613.48	19,381.26	30.40
08/02/2013	13,992.97	21,778.57	38.00	09/04/2013	14,673.46	19,494.20	30.30
11/02/2013	13,971.24	21,613.02	38.00	10/04/2013	14,802.24	19,389.54	30.30
12/02/2013	14,018.70	21,627.80	37.80	11/04/2013	14,865.14	19,462.20	31.00
13/02/2013	13,982.91	21,612.37	38.00	12/04/2013	14,865.06	19,226.88	30.50
14/02/2013	13,973.39	21,395.39	37.50	15/04/2013	14,599.20	18,435.84	28.50
15/02/2013	13,981.76	21,108.10	37.50	16/04/2013	14,756.78	18,487.57	28.50
18/02/2013	13,981.76	21,106.48	37.50	17/04/2013	14,618.59	17,915.72	26.50
19/02/2013	14,035.67	21,026.39	37.15	18/04/2013	14,537.14	17,858.14	26.00
20/02/2013	13,927.54	20,818.86	36.90	19/04/2013	14,547.51	17,904.84	26.00
21/02/2013	13,880.62	20,663.40	36.55	20/04/2013	14,567.17	17,904.84	26.00
22/02/2013	14,000.57	20,633.63	36.50	23/04/2013	14,719.46	17,781.56	25.99
25/02/2013	13,784.17	20,562.50	36.00	24/04/2013	14,676.30	17,662.16	25.30
26/02/2013	13,900.13	20,678.88	35.95	25/04/2013	14,700.80	18,153.91	25.25
28/02/2013	14,054.49	20,611.68	34.00	26/04/2013	14,712.55	17,789.27	25.00
01/03/2013	14,089.66	20,646.48	34.00	29/04/2013	14,818.75	17,822.09	25.00
04/03/2013	14,127.82	20,385.47	34.00	30/04/2013	14,839.80	17,352.92	23.30
05/03/2013	14,253.77	20,446.40	34.50	01/05/2013	14,700.95	17,352.92	23.30
06/03/2013	14,296.24	20,560.62	34.00	02/05/2013	14,831.58	17,447.61	23.60
07/03/2013	14,329.49	20,364.56	33.30	03/05/2013	14,973.96	17,652.27	24.50
08/03/2013	14,397.07	20,384.79	33.70	06/05/2013	14,968.89	17,706.34	25.00
11/03/2013	14,447.29	20,360.80	33.00	07/05/2013	15,056.20	17,408.11	25.00
12/03/2013	14,450.06	20,218.30	33.50	08/05/2013	15,105.12	17,575.32	26.25
13/03/2013	14,455.28	19,796.57	33.50	09/05/2013	15,082.62	17,812.75	28.00
14/03/2013	14,539.14	19,796.84	33.30	10/05/2013	15,118.49	17,801.38	28.00
15/03/2013	14,514.11	20,196.13	33.30	13/05/2013	15,091.68	17,996.48	28.40
18/03/2013	14,452.06	20,155.47	33.25	14/05/2013	15,215.25	17,565.34	28.40
19/03/2013	14,455.82	19,815.95	32.00	15/05/2013	15,275.69	17,129.65	28.40
20/03/2013	14,511.73	19,852.60	31.75	16/05/2013	15,233.22	16,416.57	25.71
21/03/2013	14,421.49	19,966.45	31.60	17/05/2013	15,354.40	16,543.37	26.40
22/03/2013	14,512.03	19,992.52	31.01	20/05/2013	15,335.28	16,679.29	26.40
25/03/2013	14,447.75	19,744.55	30.00	21/05/2013	15,387.58	16,745.83	26.00
26/03/2013	14,536.48	19,762.85	29.90	22/05/2013	15,307.17	16,736.28	26.00
27/03/2013	14,526.16	19,858.95	30.50	23/05/2013	15,294.50	16,610.80	26.00

24/05/2013	15,303.10	16,454.05	25.48	23/07/2013	15,567.74	15,622.80	22.25
27/05/2013	15,303.10	16,418.54	25.48	24/07/2013	15,542.24	15,412.89	22.10
28/05/2013	15,409.39	16,259.62	25.00	25/07/2013	15,555.61	15,335.67	22.00
29/05/2013	15,302.80	16,110.10	24.02	26/07/2013	15,558.83	15,310.92	22.10
30/05/2013	15,324.53	16,097.54	23.10	29/07/2013	15,521.97	15,310.92	22.10
31/05/2013	15,115.57	16,049.65	23.50	30/07/2013	15,520.59	15,122.77	22.10
04/06/2013	15,177.54	16,063.22	23.50	31/07/2013	15,499.54	15,118.46	22.10
05/06/2013	14,960.59	15,959.73	23.00	01/08/2013	15,628.02	15,308.76	22.10
06/06/2013	15,040.62	15,914.96	22.50	02/08/2013	15,585.29	15,298.04	22.00
07/06/2013	15,248.12	16,114.33	23.15	05/08/2013	15,612.13	15,267.87	22.00
10/06/2013	15,238.59	16,145.86	23.32	06/08/2013	15,518.74	15,045.40	21.00
11/06/2013	15,122.02	15,713.69	22.40	08/08/2013	15,498.32	15,226.93	20.90
13/06/2013	15,176.08	16,347.38	25.88	09/08/2013	15,425.51	15,638.41	23.75
14/06/2013	15,070.18	16,437.48	26.00	12/08/2013	15,419.68	16,255.61	24.96
17/06/2013	15,179.85	16,645.70	27.85	13/08/2013	15,451.01	16,362.32	25.00
18/06/2013	15,318.23	16,714.68	28.50	14/08/2013	15,337.66	16,500.91	24.76
19/06/2013	15,112.19	16,561.75	27.44	15/08/2013	15,112.19	16,509.26	25.00
20/06/2013	14,758.32	15,746.10	24.53	16/08/2013	15,081.47	16,525.49	24.50
21/06/2013	14,799.40	15,630.08	24.00	19/08/2013	15,010.74	16,550.76	24.50
24/06/2013	14,659.56	15,250.53	22.20	20/08/2013	15,002.99	16,681.00	24.90
25/06/2013	14,760.31	15,328.74	22.80	21/08/2013	14,897.55	16,615.31	25.00
26/06/2013	14,910.14	15,134.25	23.00	22/08/2013	14,963.74	16,596.22	24.72
27/06/2013	15,024.49	15,166.67	22.53	23/08/2013	15,010.51	16,765.36	24.80
28/06/2013	14,909.60	15,549.55	23.00	26/08/2013	14,946.46	16,855.55	25.70
01/07/2013	15,057.28	15,621.95	22.90	27/08/2013	14,776.13	16,506.57	25.50
02/07/2013	14,932.41	15,492.35	22.80	28/08/2013	14,824.51	16,521.58	25.50
03/07/2013	14,988.55	15,450.24	22.95	29/08/2013	14,840.95	16,652.22	25.85
04/07/2013	14,988.55	15,415.37	22.75	30/08/2013	14,810.31	16,652.22	25.85
05/07/2013	15,135.84	15,181.70	22.50	02/09/2013	14,810.31	16,714.59	26.00
08/07/2013	15,224.69	15,152.49	22.40	03/09/2013	14,833.96	16,928.39	27.50
09/07/2013	15,300.34	14,899.53	22.50	04/09/2013	14,930.87	16,826.80	27.00
10/07/2013	15,291.66	14,643.03	22.20	05/09/2013	14,937.48	16,767.41	27.00
11/07/2013	15,460.92	14,955.11	22.64	06/09/2013	14,922.50	16,966.79	26.90
12/07/2013	15,464.30	15,013.60	22.20	09/09/2013	15,063.12	16,977.32	26.75
15/07/2013	15,484.26	15,023.00	22.00	10/09/2013	15,191.06	17,130.34	26.99
16/07/2013	15,451.85	15,136.15	22.00	11/09/2013	15,326.60	17,000.43	26.50
17/07/2013	15,470.52	15,326.01	22.01	12/09/2013	15,300.64	16,498.57	25.80
18/07/2013	15,548.54	15,318.54	22.20	13/09/2013	15,376.06	16,444.54	25.80
19/07/2013	15,543.74	15,417.65	22.35	16/09/2013	15,494.78	16,645.76	25.80
22/07/2013	15,545.55	15,524.31	22.30	17/09/2013	15,529.73	16,196.93	25.19

18/09/2013	15,676.94	16,154.26	23.99	11/11/2013	15,783.10	15,945.72	26.00
19/09/2013	15,636.55	16,405.70	25.50	12/11/2013	15,750.67	15,889.47	25.90
20/09/2013	15,451.09	16,115.22	25.00	13/11/2013	15,821.63	15,729.61	24.65
23/09/2013	15,401.38	16,043.69	25.00	14/11/2013	15,876.22	15,709.04	24.50
24/09/2013	15,334.59	15,906.88	24.50	15/11/2013	15,961.70	15,725.15	24.49
25/09/2013	15,273.26	16,003.32	24.50	18/11/2013	15,976.02	15,556.41	24.50
26/09/2013	15,328.30	15,805.05	24.70	19/11/2013	15,967.03	15,310.41	24.00
27/09/2013	15,258.24	15,945.97	24.70	20/11/2013	15,900.82	15,204.05	24.00
30/09/2013	15,129.67	15,919.71	24.40	21/11/2013	16,009.99	15,124.50	23.95
01/10/2013	15,191.70	15,791.00	24.00	22/11/2013	16,064.77	15,097.13	24.20
02/10/2013	15,133.14	15,816.68	24.30	25/11/2013	16,072.54	15,032.63	23.20
03/10/2013	14,996.48	15,648.19	24.40	26/11/2013	16,072.80	15,186.45	23.40
04/10/2013	15,072.58	15,530.89	24.00	27/11/2013	16,097.33	15,174.70	23.40
07/10/2013	14,936.24	15,551.31	24.00	28/11/2013	16,097.33	15,170.99	23.30
08/10/2013	14,776.53	15,551.31	24.00	29/11/2013	16,086.41	15,200.40	23.40
09/10/2013	14,802.98	15,512.25	24.00	02/12/2013	16,008.77	15,142.06	23.62
10/10/2013	15,126.07	15,488.27	24.40	03/12/2013	15,914.62	14,767.72	22.50
11/10/2013	15,237.11	15,460.93	24.40	04/12/2013	15,889.77	14,712.12	22.50
14/10/2013	15,301.26	15,467.03	24.00	05/12/2013	15,821.51	14,654.59	22.50
15/10/2013	15,168.01	15,503.33	24.00	06/12/2013	16,020.20	14,667.65	22.55
16/10/2013	15,373.83	15,540.24	24.00	09/12/2013	16,025.53	14,779.00	23.97
17/10/2013	15,371.65	15,734.01	24.50	10/12/2013	15,973.13	15,045.13	24.85
18/10/2013	15,399.65	15,890.28	25.01	11/12/2013	15,843.53	15,079.71	25.00
21/10/2013	15,392.20	15,916.41	25.20	12/12/2013	15,739.43	15,171.99	25.00
22/10/2013	15,467.66	16,285.81	26.00	13/12/2013	15,755.36	15,264.77	24.00
23/10/2013	15,413.33	16,197.65	25.70	16/12/2013	15,884.57	15,545.40	24.01
24/10/2013	15,509.21	16,223.52	25.70	17/12/2013	15,875.26	15,716.91	25.00
25/10/2013	15,570.28	16,196.63	25.60	18/12/2013	16,167.97	15,706.96	25.00
28/10/2013	15,568.93	16,235.15	25.60	19/12/2013	16,179.08	15,574.71	25.00
29/10/2013	15,680.35	16,393.70	26.00	20/12/2013	16,221.14	15,493.37	24.02
30/10/2013	15,618.76	16,309.78	25.90	23/12/2013	16,294.61	15,472.12	25.00
31/10/2013	15,545.75	16,322.01	25.79	24/12/2013	16,357.55	15,518.74	25.00
01/11/2013	15,615.55	16,322.01	25.79	26/12/2013	16,479.88	15,593.06	25.00
04/11/2013	15,639.12	16,484.09	27.05	27/12/2013	16,478.41	15,595.38	24.60
05/11/2013	15,618.22	16,436.35	26.62	30/12/2013	16,504.29	15,642.75	24.50
06/11/2013	15,746.88	16,401.26	26.62	31/12/2013	16,576.66	15,753.65	24.50
07/11/2013	15,593.98	16,204.11	25.50				
08/11/2013	15,761.78	15,918.69	26.00				

ANEXO D: PRUEBA DE NORMALIDAD DOW JONES

Estadísticos descriptivos

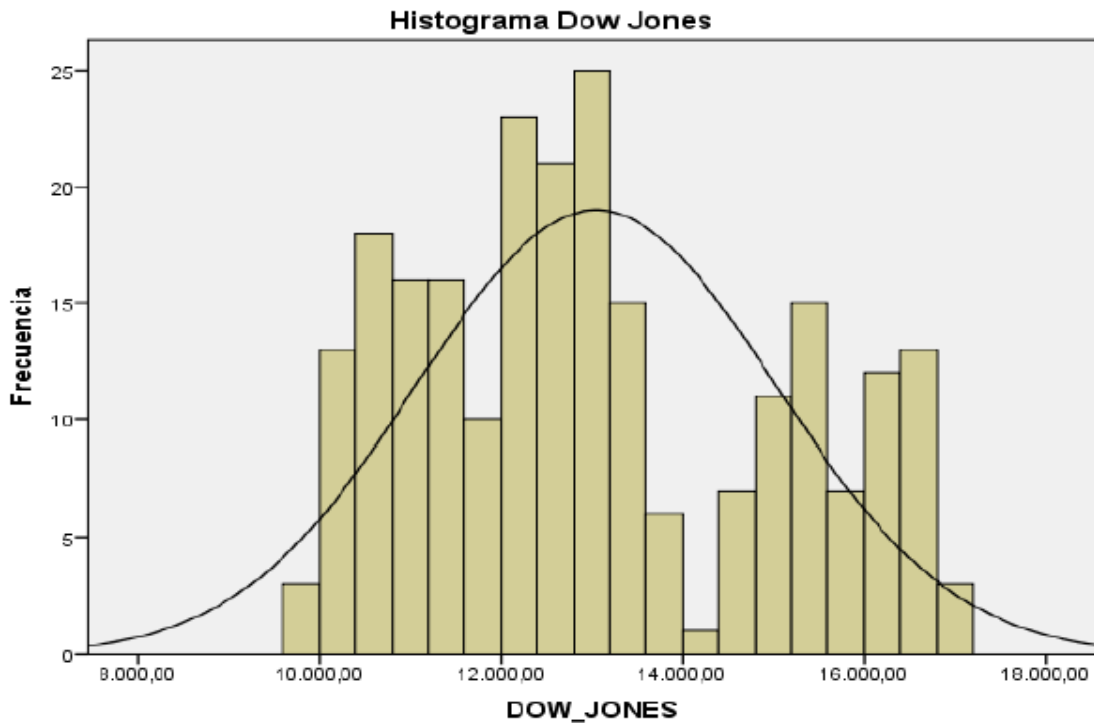
	N	Media	Desviación típica	Mínimo	Máximo
DOW JONES	235	13,045.8209	1,975.11103	9,686.48	16,943.10

Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		DOW JONES
N		235
Parámetros normales ^{a,b}	Media	13,045.8209
	Desviación típica	1,975.11103
Diferencias más extremas	Absoluta	,101
	Positiva	,101
	Negativa	-,082
Z de Kolmogorov-Smirnov		1,553
Sig. asintót. (bilateral)		,016

a. La distribución de contraste es la Normal.

b. Se han calculado a partir de los datos.



ANEXO E: PRUEBA DE NORMALIDAD IGBVL

Estadísticos descriptivos

	N	Media	Desviación típica	Mínimo	Máximo
IGBVL	235	18,487.6127	2,905.55765	13,503.75	24,051.62

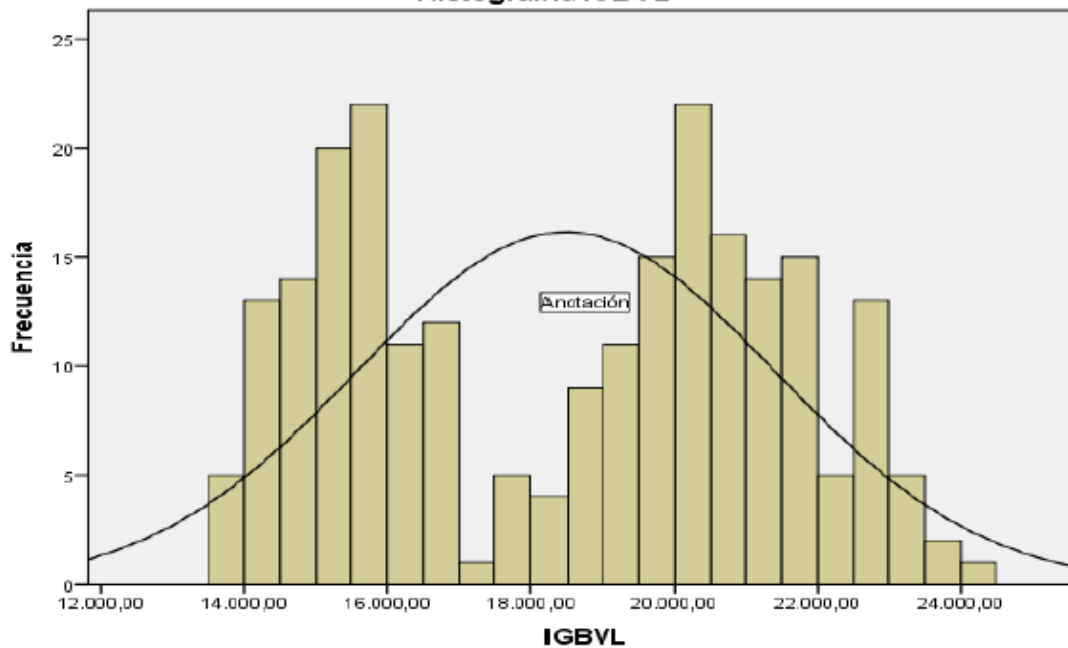
Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		IGBVL
N		235
Parámetros normales ^{a,b}	Media	18,487.6127
	Desviación típica	2,905.55765
	Absoluta	,132
Diferencias más extremas	Positiva	,132
	Negativa	-,109
Z de Kolmogorov-Smirnov		2,024
Sig. asintót. (bilateral)		,001

a. La distribución de contraste es la Normal.

b. Se han calculado a partir de los datos.

Histograma IGBVL



ANEXO F: PRUEBA DE NORMALIDAD CVERC1

Estadísticos descriptivos

	N	Media	Desviación típica	Mínimo	Máximo
CVERDEC1	235	32.6041	8.60903	19.50	56.00

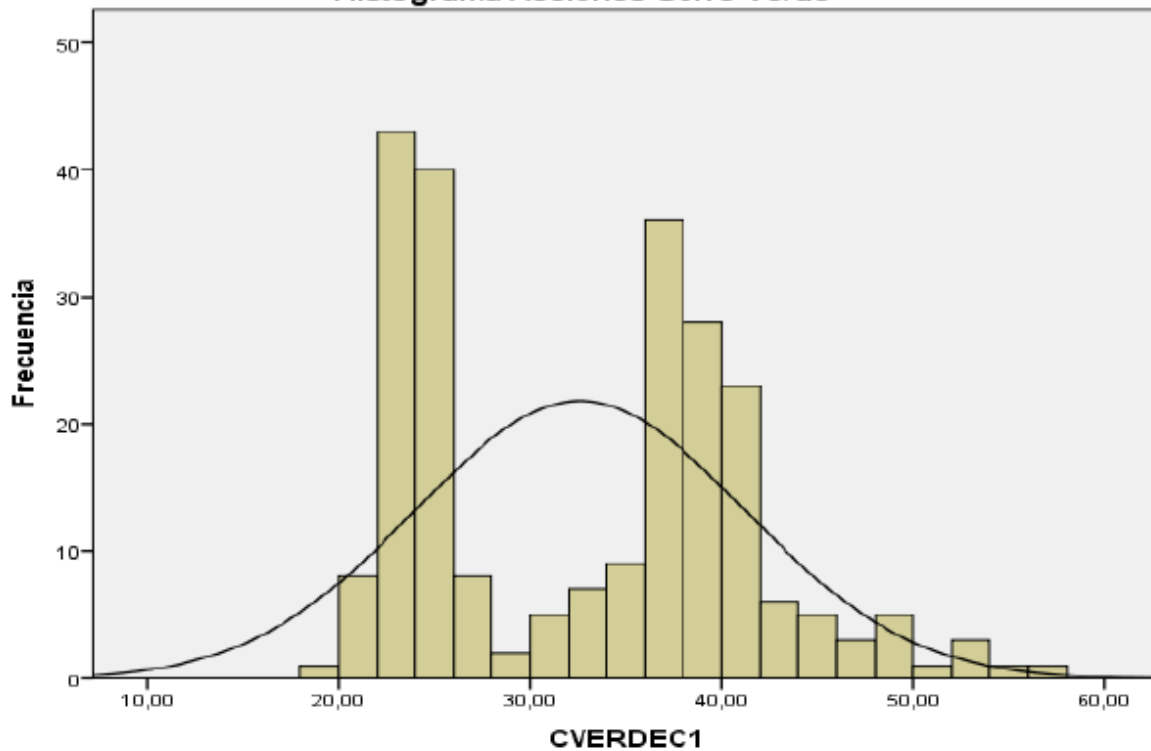
Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		CVERDEC1
N		235
Parámetros normales ^{a,b}	Media	32.6041
	Desviación típica	8.60903
	Absoluta	,183
Diferencias más extremas	Positiva	,183
	Negativa	-,134
Z de Kolmogorov-Smirnov		2,801
Sig. asintót. (bilateral)		,000

a. La distribución de contraste es la Normal.

b. Se han calculado a partir de los datos.

Histograma Acciones Cerro Verde



ANEXO G: GRÁFICOS DE TENDENCIA

Gráfico de Cotizaciones Índice Dow Jones 2010 – 2013

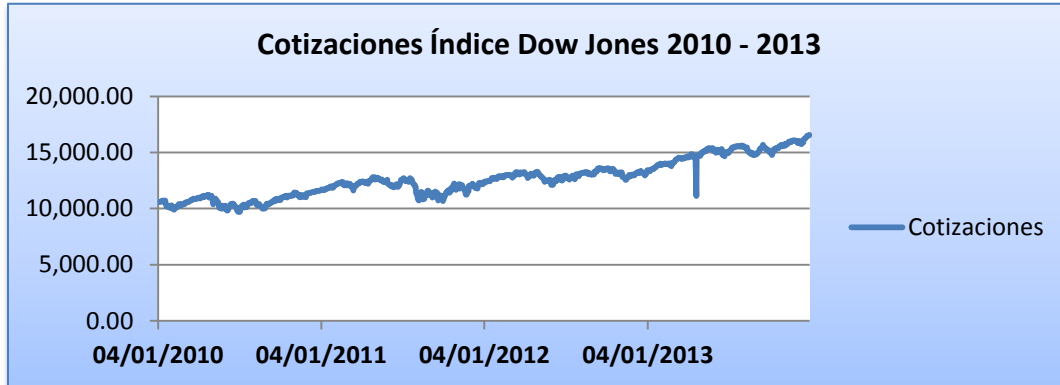


Gráfico de Cotizaciones Índice General de la Bolsa de Valores de Lima 2010 – 2013

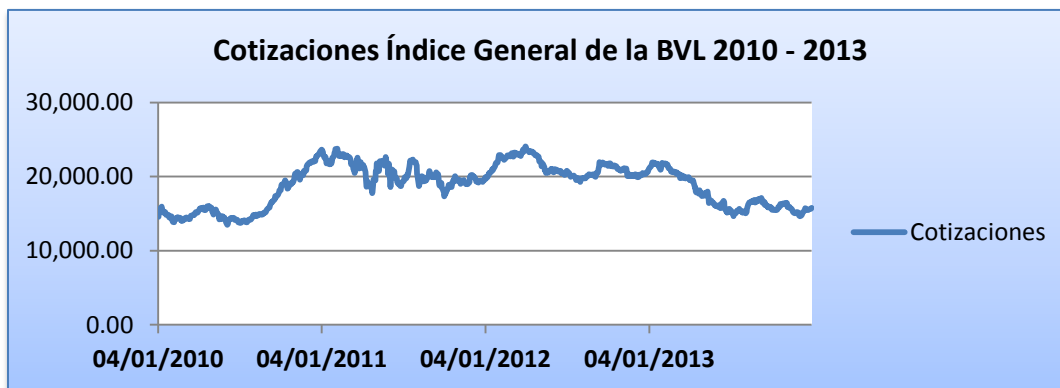
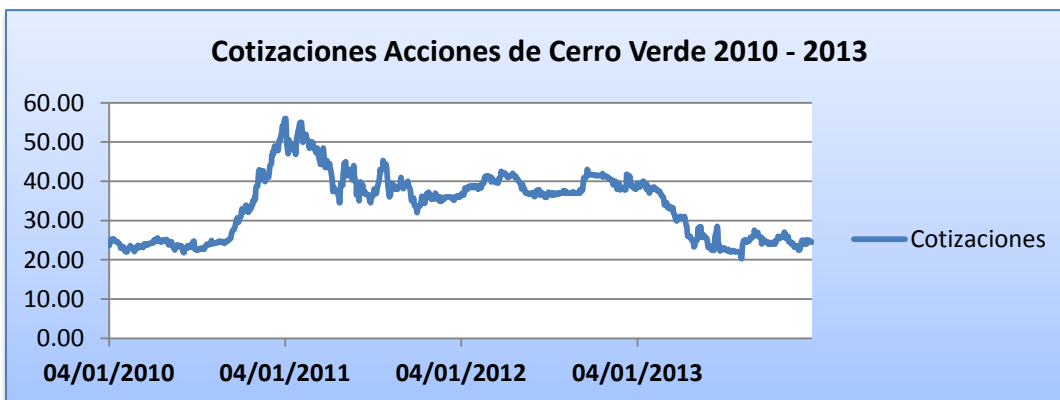


Gráfico de Cotizaciones Acciones de Cerro Verde 2010 – 2013



ANEXO H: GRÁFICOS DE LAS 1ERAS DIFERENCIAS REZAGADAS

Gráfico de 1eras Diferencias rezagadas de Dow Jones 2010 – 2013

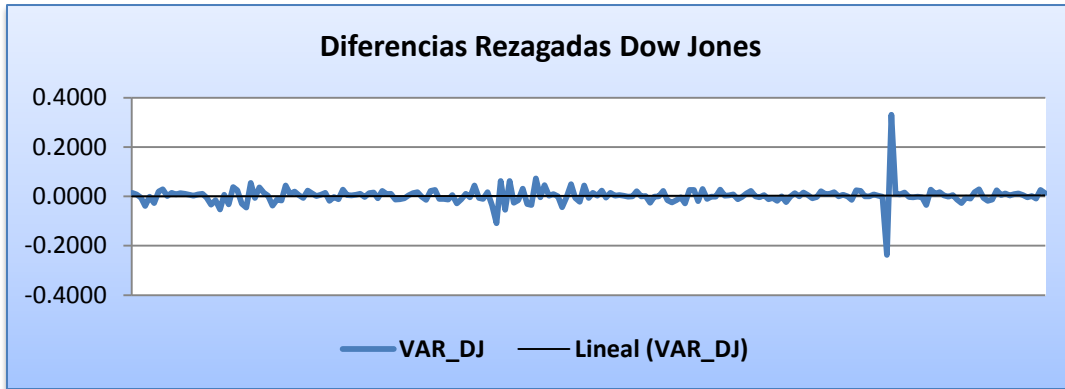


Gráfico de 1eras Diferencias rezagadas de Cerro Verde 2010 – 2013

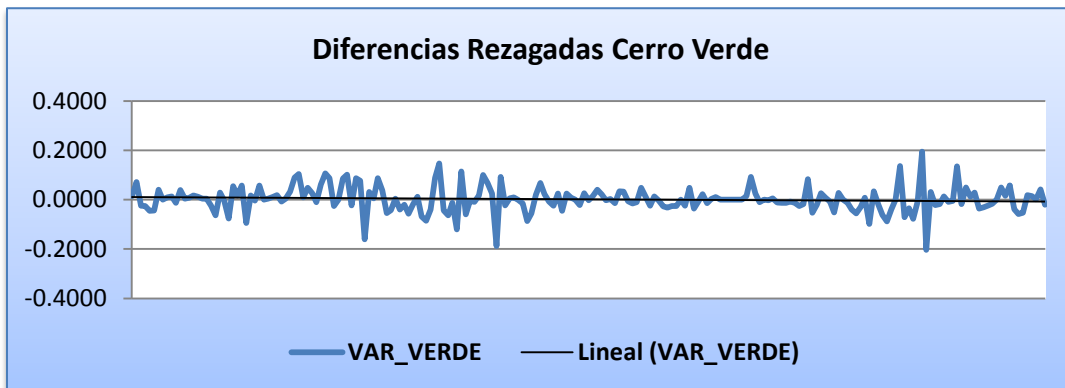
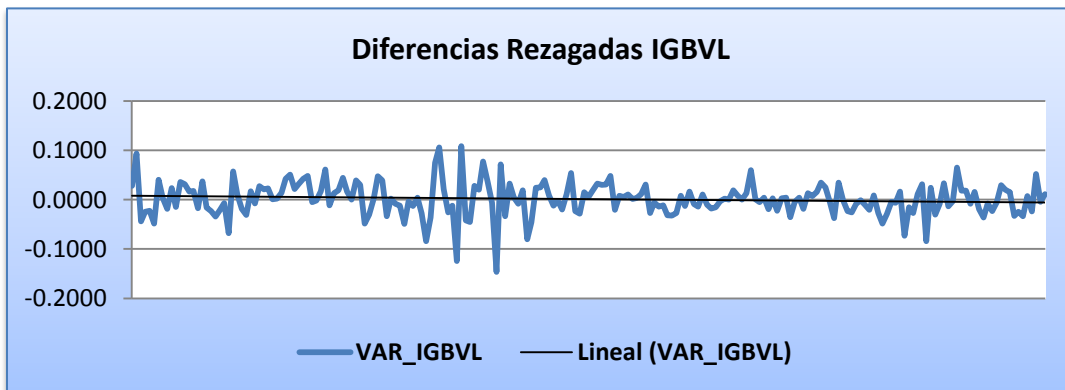


Gráfico de 1eras Diferencias rezagadas de IGBVL 2010 – 2013



ANEXO I: COTIZACIONES DE DJ, IGBVL Y CVERDEC1 AL 1ER SEMESTRE
2014

FECHA	DOW JONES	IGBVL	CVERDEC1
06/01/2014	16425.10	15839.65	25.11
13/01/2014	16257.94	16140.16	24
20/01/2014	16458.56	16535.05	24.2
27/01/2014	15837.88	15786.49	23
03/02/2014	15372.80	15050.95	22
10/02/2014	15801.79	15284.58	21.69
17/02/2014	16154.39	15604.35	23.5
24/02/2014	16207.14	15593.31	22.9
03/03/2014	16168.03	15156.89	22.85
10/03/2014	16418.68	15097.11	21.6
17/03/2014	16247.22	14768.52	20.5
24/03/2014	16276.69	14341.02	20.5
31/03/2014	16457.66	14298.92	19.5
07/04/2014	16245.87	14302.95	20
14/04/2014	16173.24	14769.21	21.7
21/04/2014	16449.25	14691.51	21.75
28/04/2014	16448.74	15093.64	22
05/05/2014	16530.55	15636.60	22.8
12/05/2014	16695.47	16112.52	22.21
19/05/2014	16511.86	15670.95	22
26/05/2014	16606.27	15783.79	22.55
02/06/2014	16743.63	15740.19	22.1
09/06/2014	16943.10	16050.64	22.8
16/06/2014	16781.01	16254.80	22.5
23/06/2014	16937.26	16636.90	23
30/06/2014	16826.60	16662.28	23.11

ANEXO J: POBLACIÓN INICIAL DEL ALGORITMO GENÉTICO

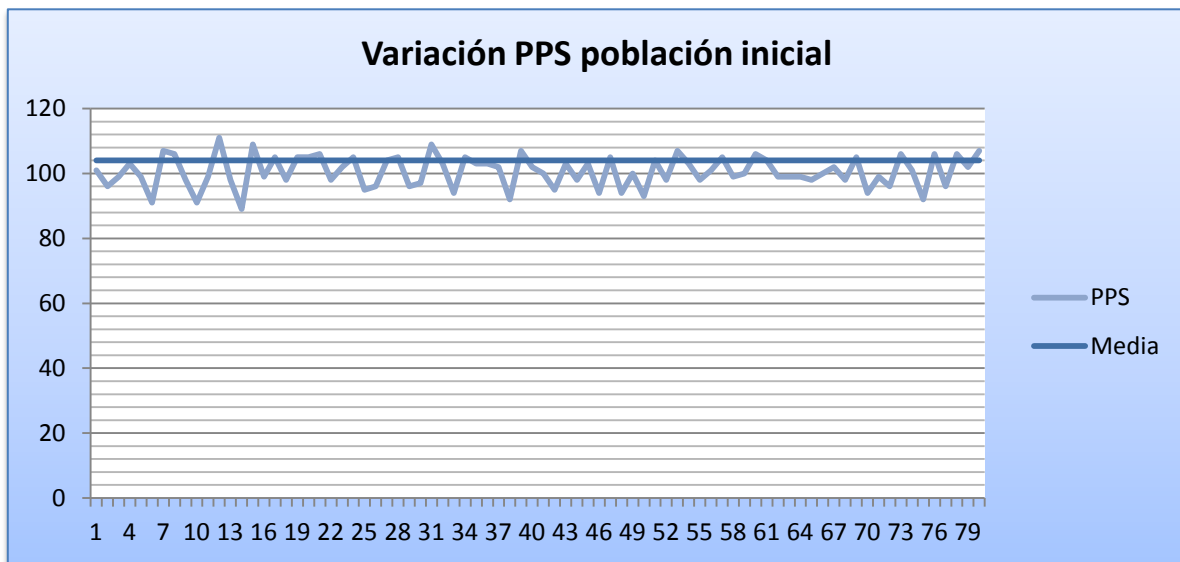
MODELO INICIAL		
Nro	Poblacion Inicial	PPS
1	0 1 1 0 0 0 1 1 0 1 1 0	101
2	0 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1	96
3	0 1 0 0 1 1 1 1 1 1 0 1	99
4	1 0 0 1 1 0 1 1 1 1 1 0	103
5	0 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0	99
6	1 1 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1	91
7	0 1 0 0 1 0 1 1 0 0 1 1	107
8	0 1 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1	106
9	0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 1	98
10	1 1 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1	91
11	1 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0 1	99
12	1 0 0 1 0 1 1 0 1 0 1 0	111
13	0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 1	98
14	0 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1	89
15	1 0 1 1 1 1 1 0 1 1 0 0	109
16	0 1 1 1 1 0 1 1 1 1 0 1	99
17	0 0 1 1 1 1 1 0 0 1 0 0	105
18	0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 1 0	98
19	1 1 1 0 0 1 0 1 0 0 0 0	105
20	1 0 0 1 0 0 0 1 1 1 0 0	105
21	1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 1	106
22	0 1 1 1 1 0 0 1 0 1 0 1	98
23	0 0 0 0 1 1 0 0 1 0 0 1	102
24	1 0 0 1 1 1 1 1 0 0 1 0	105
25	0 1 0 0 1 0 1 1 1 1 1 1	95
26	0 1 1 0 0 0 1 0 0 1 0 1	96
27	1 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0	104
28	0 1 1 0 1 1 1 0 1 0 0 0	105
29	1 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1	96
30	0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 1 1	97
31	1 1 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0	109

32	1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0	103
33	0 0 0 0 1 1 0 0 1 1 1 0	94
34	1 1 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0	105
35	1 0 1 1 0 0 1 1 1 1 1 0	103
36	1 0 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0	103
37	0 1 0 1 0 1 0 0 1 0 0 1	102
38	1 1 1 0 1 0 0 0 1 0 1 0	92
39	0 1 1 1 1 1 0 1 0 0 1 0	107
40	1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0	102
41	1 0 0 1 1 0 1 1 0 1 1 0	100
42	0 1 0 0 1 0 1 1 1 1 1 1	95
43	0 1 1 0 0 1 0 0 1 1 1 0	103
44	0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 1 1	98
45	0 0 0 0 1 1 0 1 1 1 1 0	103
46	1 0 1 1 0 1 1 1 0 0 1 1	94
47	0 0 0 0 1 1 1 1 1 0 1 0	105
48	1 1 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1	94
49	0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 1 1	100
50	0 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 1	93
51	0 0 0 0 1 1 1 1 0 1 0 0	104
52	1 0 1 1 1 0 0 1 0 1 0 1	98
53	1 0 0 1 1 0 1 0 0 0 1 0	107
54	1 0 0 1 1 0 1 0 1 1 0 1	103
55	0 1 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1	98
56	0 0 0 0 1 0 1 0 1 0 1 1	101
57	1 1 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0	105
58	1 1 1 0 1 1 1 1 1 0 0 1	99
59	0 1 0 0 1 0 1 0 0 0 1 1	100
60	0 1 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0	106
61	1 1 1 1 1 0 0 1 1 0 1 1	104
62	0 1 0 0 0 1 0 1 1 0 0 1	99
63	0 0 1 1 0 0 1 0 1 0 0 0	99
64	0 0 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0	99

65	110100001101	98
66	000011010011	100
67	001010111011	102
68	000010101111	98
69	000010110100	105
70	111011111111	94
71	011000001001	99
72	101101101001	96

73	011111111010	106
74	001000010101	101
75	010011011000	92
76	100101010110	106
77	110101010101	96
78	100101011110	106
79	001010101000	102
80	101111101011	107

Tendencia del PPS de la población inicial



**ANEXO K: VARIACIONES OBSERVADAS Y PRONOSTICADAS DEL
CVERDEC1**

