



UNIVERSIDAD NACIONAL DE LA MATANZA

ESCUELA DE POSGRADO

DOCTORADO EN CIENCIAS ECONOMICAS

Uso de técnicas meta heurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

NOTA: Los anexos de 6.3 a 6.9 fueron agregados en junio de 2021 a solo efecto de cumplimentar con las observaciones de los jurados. El cuerpo de la tesis principal presentada en septiembre de 2019 no fue modificado, más allá de la re-enumeración de las secciones del capítulo 3 y la correspondiente actualización del índice.

Director: Osvaldo Galardo

Doctorando: Gabriel Guillen

DEDICATORIA

A toda mi familia que me apoyó incondicionalmente durante la preparación de este trabajo de tesis, y durante toda mi carrera académica.

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, quien me acompaño, me ayudó y estímulo en todos los proyectos académicos que he emprendido.

A la Universidad de la Matanza por permitirme la oportunidad de formarme, ser docente de la institución y poner todos los recursos disponibles para facilitarme la finalización del doctorado.

A los docentes de Harvard University y Lehigh University, quienes a pesar de no estar relacionados con mi proyecto de investigación me ayudaron desinteresadamente para solucionar problemas puntuales.

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

“...Los procesos de optimización son una herramienta demasiado poderosa para la calidad de nuestros datos”

Bernd Scherer¹

¹ Traducción propia, basada en Scherer(2002)

INDICE:

INDICE:	8
RESUMEN	14
ABSTRACT:	15
1: INTRODUCCIÓN AL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN:	17
1.1 INTRODUCCIÓN	17
1.2 OBJETIVOS:	18
1.2.1 <i>Objetivo General:</i>	19
1.2.2 <i>Objetivos específicos:</i>	19
1.3 HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN:	19
1.4 ALCANCE Y LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN:	19
1.5 ESTRUCTURA DEL PRESENTE TRABAJO:	20
1.6 TÓPICO INTRODUCTORIO: EL MERCADO DE CAPITALES ARGENTINO	20
1.6.1 <i>Estructura del mercado de capitales argentinos:</i>	20
1.6.2 <i>El sistema bursátil Argentino:</i>	21
1.6.2.1 Bolsa de Comercio	21
1.6.2.2 Mercado de Valores:	23
1.6.2.3 Caja de Valores:	23
1.6.3 <i>Índices del Mercado:</i>	23
1.6.3.1 Merval:	24
1.7. DATOS A UTILIZAR	25
1.7.1 <i>Análisis de series de tiempo:</i>	25
1.7.2 <i>Descomposición aditiva de series de tiempo:</i>	27
2. MODELOS DE REGRESIÓN	33
2.1 OBJETIVOS	33
2.1.1 <i>Evaluación de los resultados</i>	34
2.2: REGRESIÓN LINEAL:	35
2.2.1: <i>Regresión Lineal Simple:</i>	35
2.2.1.1. Marco Teórico	35
2.2.1.1.1: Estimación por mínimos cuadrados	36
2.2.1.1.2: Estimación por mínimos cuadrados-método matricial	38
2.2.2 <i>Regresión Lineal Robusta</i>	39
2.2.2.1 Introducción a la Regresión Lineal Robusta	39
2.2.2.2 Estadísticas robustas	41
2.2.2.3 Robustez cualitativa y cuantitativa	42
2.2.2.4 Estimadores robustos	43
2.2.2.5: Estimadores M	43
2.2.2.6: Métodos a Utilizar	44

2.2.2.6.1 Huber	44
2.2.2.6.2 Hampel	45
2.2.2.6.3 Bisquare	45
2.2.3. <i>Análisis de resultados:</i>	47
2.2.3.1 Resultados Método Descriptivo:	47
2.2.3.2 Resultados Método Predictivo:	47
2.2.3.3. Tablas y gráficos de resultados	48
2.3 MODELO ARIMA	59
2.3.1 <i>Marco Teórico</i>	59
2.3.1.1 Introducción a los análisis de series de tiempo.	59
2.3.1.1.1 Los modelos de media móvil autorregresiva (ARMA)	59
2.3.1.2 Análisis de estacionariedad	61
2.3.1.3 Autocorrelación y Funciones de autocorrelaciones parciales (ACF y PACF)	62
2.3.1.4 Modelos de media móvil integrada autorregresiva (ARIMA)	63
2.3.2. <i>Metodología de trabajo:</i>	64
2.3.3 <i>Análisis de los resultados.</i>	64
2.4 MODELO LSTM	80
2.4.1 <i>Marco Teórico</i>	80
2.4.1.1 Introducción a la regresión por redes neuronales.	80
2.4.1.2 Definición de red neuronal	81
2.4.1.3 Elementos de red neuronal – Redes Neuronales en capas	81
2.4.1.4. Modelos LSTM	82
2.4.1.4.1. Introducción	83
2.4.1.4.2 Celdas LSTM y sus variantes	84
2.4.1.4.2.1 Celda recurrente estándar	84
2.4.1.4.2.2 LSTM - original	85
2.4.1.4.2.3 LSTM sin una puerta de olvido	85
2.4.1.4.2.4 LSTM con una puerta de olvido	86
2.4.2 <i>Metodología</i>	87
2.4.3 <i>Análisis de resultados</i>	87
2.5 ANÁLISIS GLOBAL DE RESULTADOS – COMPARATIVA DE MÉTODOS	105
3: MÉTODOS META HEURÍSTICOS PARA LA PREDICCIÓN DE PORTFOLIOS:	107
3.1 INTRODUCCIÓN AL CAPÍTULO.	107
3.1.1 <i>Objetivos:</i>	108
3.1.1.1 Fundamentación	109
3.1.1.2 Metodología	110
3.2 INTRODUCCIÓN A LA OPTIMIZACIÓN DE PORTFOLIO	111
3.2.1 <i>Modelo de Markowitz</i>	112
3.2.1.1 Los beneficios de la diversificación	112
3.2.1.2 Introducción al Análisis de Media-Varianza:	114
3.2.1.3 Marco clásico para la optimización del método de Markowitz	116

3.2.1.4	Formulaciones alternativas de optimización del modelo	119
3.2.1.4.1	Formulación de maximización de retorno esperada	119
3.2.1.4.2	Formulación de aversión al riesgo	120
3.2.1.4.3	Formulación del Sharpe-Ratio.....	121
3.2.2	<i>Línea de mercado de capitales</i>	121
3.2.2.1	Derivación de la línea de mercados de capitales:.....	123
3.3	MÉTODOS A UTILIZAR	126
3.3.1	Recocido Simulado	126
3.3.1.1	Marco Teórico	126
3.3.1.1.1	Presentación del Método	126
3.3.1.1.2	Recocido real y recocido simulado	127
3.3.1.1.3	Descripción del método de recocido simulado	128
3.3.1.1.4	Enfoques teóricos	129
3.3.1.1.4.1	Convergencia teórica del recocido simulado	129
3.3.1.1.4.2	Espacio de configuración	130
3.3.1.1.4.3	Reglas de aceptación	131
3.3.1.1.4.4	Parametrización.....	132
3.3.1.1.5	Ventajas y desventajas del método	133
3.3.1.1.6	Parámetros utilizados:.....	134
3.3.1.2	<i>Resultados del método</i>	137
3.3.1.3	<i>Método de colonia de hormigas</i>	140
3.3.1.3.1	Marco Teórico:	140
3.3.1.3.1.1	Introducción:	140
3.3.1.3.1.2	La inteligencia colectiva de las hormigas	140
3.3.1.3.1.2.1	Nociones Básicas	140
3.3.1.3.1.2.2	La comunicación química de las hormigas	141
3.3.1.3.1.3	Modelando el comportamiento de las hormigas	144
3.3.1.3.1.3.1	Definición de "hormiga" para el caso de estudio	144
3.3.1.3.1.3.2	Hormigas en un gráfico	145
3.3.1.3.1.4	Optimización combinatoria con hormigas	145
3.3.1.3.1.4.1	La metaheurística del método.....	145
3.3.1.3.1.4.1.1	Método del sistema de hormigas	146
3.3.1.3.1.4.1.1.1	Construcción de una solución.....	147
3.3.1.3.1.4.1.1.2	Actualización de las feromonas.....	147
3.3.1.3.1.4.1.1.3	Parámetros y valores usuales:	149
3.3.1.3.1.4.2	Método de optimización por Colonia de Hormigas.....	150
3.3.1.3.1.4.2.1	Construyendo una solución.....	150
3.3.1.3.1.4.2.2	Actualización de feromonas:.....	151
3.3.1.3.1.4.2.3	Búsqueda local.....	152
3.3.1.3.1.4.2.4	Parametrización	152
3.3.1.3.1.4.3	Convergencia del algoritmo ACO	152
3.3.1.3.1.5	Conclusión	154
3.3.1.3.2	Parametrización y adaptación del modelo	155

3.3.3.3: Análisis de Resultados:.....	157
3.3.4 Enjambres de partículas.....	159
3.3.4.1. Marco Teórico	159
3.3.4.1.1 Introducción.....	159
3.3.4.1.2 Componentes de PSO	159
3.3.4.1.2.1 Objetos.....	159
3.3.4.1.2.2 Relaciones	161
3.3.4.1.2.2.1 Formalización	161
3.3.4.1.2.3 Mecanismos.....	162
3.3.4.1.2.3.1 Gestión de las partículas.....	162
3.3.4.1.2.3.2 Gestión de los enlaces de información	162
3.3.4.1.2.3.3 Movimientos de las partículas	162
3.3.4.1.2.3.3 Gestión de los parámetros	164
3.3.4.1.2.3.4 Confinamiento y restricciones.....	164
3.3.4.1.3.: Versiones del método.....	165
3.3.4.1.3.1 Versión básica.....	165
3.3.4.1.3.1.1 Formalización	166
3.3.4.1.3.1.2 Elementos	166
3.3.4.1.3.1.3 Parámetros.....	166
3.3.4.1.3.1.4 Movimiento.....	167
3.3.4.1.3.1.5 Confinamiento.....	167
3.3.4.1.3.1.6 Memorización.....	167
3.3.4.1.3.1.7 Iteración.....	167
3.3.4.1.3.2 SPSP 2007 (versión usada).....	167
3.3.4.1.3.2.1 Formalización	168
3.3.4.2 Parametrización del modelo:.....	168
3.3.4.3 Análisis de Resultados.....	170
3.3.5 Métodos genético - evolutivos.....	172
3.3.5.1 Marco Teórico	172
3.3.5.1.1 Introducción.....	172
3.3.5.1.1.1 El método evolutivo genérico	173
3.3.5.1.1.2 Operadores de selección	173
3.3.5.1.1.3 Operadores de Variación	174
3.3.5.1.2 Operadores de selección	176
3.3.5.1.2.1 Selección de Presión	176
3.3.5.1.2.2 Deriva genética.....	177
3.3.5.1.2.3 Selección proporcional.....	178
3.3.5.1.2.3.1 Métodos de selección proporcional	178
3.3.5.1.2.3.2 Selección proporcional y selección de presión.....	179
3.3.5.1.2.3.3. Selección basada en rango	179
3.3.5.1.2.3.4 Selección por torneo	180
3.3.5.1.2.3.4.1 Torneo determinista.....	180
3.3.5.1.2.3.4.2 Torneo estocástico	181

3.3.5.1.2.3.5 Selección por truncamiento	181
3.3.5.1.2.3.6 Selección ambiental	181
3.3.5.1.2.3.6.1 Reemplazo generacional	181
3.3.5.1.2.3.6.2 Reemplazo en las estrategias de evolución “ (μ, λ) - ES”	181
3.3.5.1.2.3.6.3 Reemplazo en estado estacionario	182
3.3.5.1.2.3.6.4 Elitismo	182
3.3.5.1.2.3.7 Función objetivo	182
3.3.5.1.2.3.7.1 Construcción.....	182
3.3.5.1.3 Operadores de variación y representación	183
3.3.5.1.3.1 Generalidades sobre los operadores de variación	183
3.3.5.1.3.2 Cruce	184
3.3.5.1.3.3 Mutación	185
3.3.5.1.3.4 Cruce BLX- α	187
3.3.5.1.3.4.1 Cruce BLX- α voluminal.....	187
3.3.5.1.3.5 Mutación:	189
3.3.5.1.3.5.1 Mutación uniforme.....	189
3.3.5.1.3.5.2 Mutación uniforme:.....	189
3.3.5.2: Parametrización utilizada:	190
3.3.5.3. Análisis de Resultados	190
4. RESULTADOS GENERALES:	192
4.1 RESULTADOS CUANTITATIVOS.....	192
4.2 REPRESENTACIÓN DE LOS RESULTADOS	192
4.2.1 Representación tridimensional:.....	192
4.2.1 Representación bidimensional:	193
4.2.3 Representación del portfolio óptimo a través de su composición por rangos:	195
4.3 REFLEXIONES FINALES.....	197
4.4 TRABAJOS FUTUROS:	198
5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	199
6. ANEXOS.....	205
6.1 ANEXO I: DATOS UTILIZADOS:.....	205
6.1.1. Precio de las acciones – Mensual:.....	205
6.1.2. Precio de las acciones – Semanal:.....	207
6.1.3. Precio de las acciones – Diario:.....	218
6.2 ANEXO II: FRONTERAS EFICIENTES SIMULADAS PARA DISTINTOS TIPOS DE CARDINALIDAD:.....	270
6.3 ANEXO III, Merval:	280
6.3.1 Objetivos:.....	280
6.3.2 ¿Qué es el Merval?.....	280
6.3.3 Metodología de cálculo:	281
6.3.4 Conclusión:.....	283

6.4 ANEXO IV, IMPORTANCIA DEL MÉTODO UTILIZADO:	284
6.5 ANEXO V: DESARROLLO FUTURO:	292
6.6 ANEXO VI: BREVE RESEÑA BIBLIOGRÁFICA DE AUTORES CON TEMÁTICAS SIMILARES.	294
6.7 ANEXO VII: METODOLOGÍAS USADAS EN EL MERCADO ARGENTINO:	299
6.7.1 <i>Primera metodología: Análisis Técnico</i>	299
6.7.2 <i>Segunda metodología: Figuras:</i>	302
6.7.3 <i>Conclusiones:</i>	303
6.8 ANEXO VIII: FICHA TÉCNICA DE LAS SOLUCIONES A NIVEL DE SOFTWARE.	304
6.9 ANEXO IX: BIBLIOGRAFÍA UTILIZADA PARA LOS ANEXOS:	306

RESUMEN

El presente trabajo de investigación tiene como finalidad aportar nuevas metodologías y modelos que puedan usarse para la comprensión y predicción del mercado de capitales argentino. Siendo un paso posterior la optimización de las oportunidades de inversión desde el punto de vista de un inversor racional.

El trabajo se divide en dos partes bien diferenciadas, la primera trata de analizar las series de tiempo de la evolución del precio de las acciones que componen el mercado argentino, usándose para eso el índice Merval como referencia. Para ellos se utilizan técnicas usadas en ciencias de datos adaptadas a la econometría, parametrizadas de manera de adaptarse a la configuración peculiar del mercado de capitales argentino.

En la segunda parte, partiendo de la estimación antes realizada, se hace uso de métodos paramétricos metaheurísticas bio-inspiradas (que exceden por mucho a las técnicas econométricas convencionales) para realizar la optimización del portfolio. Es destacable que dichas metodologías, al igual que los modelos matemáticos que los subyace son utilizadas en los grandes centros financieros, pero que no han sido adaptados para el caso del mercado argentino y para los que no existe literatura local que los trate.

ABSTRACT:

The objective of this thesis is to apply new methodologies and models in order to understand and predict Argentinian Capital market. A further step is the optimization of investment opportunities from the point of view of a rational investor.

The work is divided into two distinct parts, the first one tries to analyze the time series of the evolution of the price of the shares in the Argentine market, using the Merval index as a reference. In order to do that, data science techniques adapted to econometrics are used and parameterized to take into account the unique configuration of the Argentinian capital market.

In the second part, based on the previous estimations, bio-inspired metaheuristic parametric methods (which far exceed conventional econometric techniques) are used to optimize the portfolio. It is noteworthy that these methodologies, like the mathematical models that underlie them, are used in large financial centers, but they have not been adapted to the case of the Argentine market.

1: Introducción al problema de investigación:

1.1 Introducción

A pesar de su prevalencia, la predicción del mercado de capitales sigue siendo un arte secreto y muchas veces totalmente empírico. Es bien sabido que en países desarrollados, los mercados de capital se manejan con modelos que solo pueden ser usados si se dan ciertos supuestos: Que haya competencia perfecta, que todos los actores conozcan toda la información disponible, baja volatilidad, baja inflación, etc. No obstante, en países con economías más inestables, como en el caso argentino, dichos métodos distan mucho de ser de utilidad ya que se violan muchos de los supuestos antes mencionados. Es por ello que hay muy poca bibliografía que trate el tema de cómo entender y predecir el mercado accionario de países con alta volatilidad. No obstante, el hecho de que no puedan utilizarse métodos determinísticos, no quiere decir que el objeto de estudio sea inalcanzable, sino que merecen un tratamiento más adecuado a su naturaleza estocástica, los cuales se proponen en este trabajo de tesis.

Resulta menester mencionar que muchas de las técnicas y métodos utilizados en este trabajo son de hecho utilizados por grandes compañías financieras y enseñado en escuelas de finanzas en Estados Unidos, pero que fallan en ser utilidad para casos que se alejen de los supuestos convencionales.

Los tratamientos propuestos en este trabajo de tesis distan por mucho de ser convencionales (dentro del marco argentino), sino que por el contrario resultan ser técnicas novedosas y modelos que aun siendo complejos permiten obtener escenarios muy próximos a los valores reales de mercado. Dichas técnicas, métodos y modelos son tomados prestados y adaptados de otras ciencias como, por ejemplo, la biología, la matemática, la ciencia de datos y la algoritmia.

El objetivo principal de esta tesis es aumentar la comprensión académica de la predicción del mercado de valores y la manera de optimizar los portfolios de inversiones. Asimismo, se evaluarán algunas estrategias existentes desde una perspectiva científica rigurosa y proporcionará una evaluación cuantitativa de nuevas estrategias.

Como es sabido el primer paso para cualquier estrategia de inversión es de comprender el dominio del problema y encontrar los modelos que permitan definir, interpretar y predecir las variables de inversión siendo la gestión de portfolios en gran

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

medida un paso adicional realizado después de que un inversor haya hecho una predicción en qué dirección se moverán las acciones.

Es por ello que esta tesis tratará por separado en sus dos partes principales las dos temáticas antes mencionadas: Como predecir el mercado y como optimizar las variables encontradas con el fin de sacar provecho de dicha información privilegiada.

La primera parte del trabajo se centrará exclusivamente en predecir la tendencia de la evolución del precio de las acciones argentinas usando diferentes metodologías, las cuales han sido extraídas de las ciencias de datos y tienen un fuerte basamento matemático directo.

Por otro lado, la segunda parte, tratará el tema de la asignación óptima de portfolio, en otras palabras, como maximizar el retorno de una inversión o minimizar el riesgo asociado con ello, usando para ello metodologías de optimización no analíticas pero que tienen la flexibilidad suficiente para adaptarse a los requerimientos de cada inversor sin limitación.

Las metodologías utilizadas para la optimización de portfolios son las llamadas metaheurísticas bio-inspiradas, en otras palabras, son métodos de base empírica con formulación matemática basados en los mecanismos que utiliza la naturaleza para optimizar la energía o los recursos que tiene disponible. Cabe destacar que dichos mecanismos pueden simularse para desarrollar técnicas y metodologías que puedan aplicarse a la optimización de portfolio con todos los tipos de restricciones que se le quiera imponer. Lo cual los convierte en metodologías más poderosas que las convencionales.

Es destacable que debido a la diversidad temática de los tópicos tratados en este trabajo de tesis- los cuales abarcan conocimientos de varias disciplinas diferentes – los mismos no pueden ser desarrollados en su totalidad y solamente se introducirán los temas de manera exploratoria.

1.2 Objetivos:

Los objetivos generales y específicos del siguiente trabajo son:

1.2.1 Objetivo General:

Demostrar la eficacia de métodos meta heurísticos en el modelado de variables económicas relacionadas con el mercado de capitales argentino.

1.2.2 Objetivos específicos:

- Construir un modelo explicativo – predictivo de los principales indicadores de la economía argentina.
- Adaptar los métodos metaheurísticos bioinspirados a la selección de portfolio óptimo en el contexto del mercado argentino
- Realizar una comparación de todos los modelos utilizados para evaluar cuál es o son los que mejores se ajustan al modelo argentino.

1.3 Hipótesis de investigación:

Los métodos metaheurísticos utilizados en el mercado argentino tienen una performance igual o superior a los métodos convencionales.

1.4 Alcance y limitaciones de la investigación:

El proyecto de investigación tiene como alcance general cubrir todo proceso de optimización de portfolio desde la obtención y predicción de sus variables hasta la formulación y solución del modelo de optimización basado en restricciones.

Los modelos propuestos si bien tienen la capacidad teórica de resolver cualquier tipo de problemas de optimización (si se modelan y parametrizan adecuadamente), debido a la incapacidad de demostrar infinitos casos, se ha tomado el caso combinatorio de restricción de cardinalidad con el fin de llevar el modelo al extremo y demostrar su factibilidad.

Queda por afuera del problema de investigación, la estimación de variables paramétricas que no configuren variaciones en la complejidad del modelo para el espacio de soluciones seleccionado. En otras palabras, la selección de una tasa “libre de riesgo” o la metodología del cálculo de retornos o desvíos (como el modelo CAPM) no se toma en cuenta, utilizándose los métodos y parámetros disponibles más sencillos, ya que el modelo es insensible a tales valores.

1.5 Estructura del presente trabajo:

El presente trabajo de tesis consta de 4 capítulos bien diferenciados entre sí:

- Capítulo 1: Introducción al trabajo de investigación: En este capítulo se realiza una descripción del problema que abarca el trabajo de tesis junto con su alcance, sus objetivos, y al final se introducen 3 tópicos introductorios de temáticas que deben tenerse en cuenta antes de proseguir con la lectura los siguientes capítulos.
- Capítulo 2: En este Capítulo se realiza el análisis del mercado argentino y se realizan regresiones que permitan entender su naturaleza y predecir la evolución del precio de las acciones.
- Capítulo 3: Este Capítulo, basado en los resultados del capítulo anterior, utiliza técnicas metaheurísticas para optimizar portfolios eficientes.
- Capítulo 4: En esta última parte se mencionan las conclusiones generales producto del resultado de los capítulos anteriores.

1.6 Tópico introductorio: El mercado de capitales argentino

1.6.1. Estructura del mercado de capitales argentinos:

Un mercado de capitales se define usualmente como un entorno que facilita la negociación de activos financieros, tanto de corto, mediano como de largo plazo. El rol de este consiste en conectar a inversores y ahorristas, quienes tienen un excedente en su capital y están dispuestos a invertir su dinero con entidades público y privadas las cuales requieren de fondos para realizar inversiones.

Este esquema de reasignación de recursos facilita la financiación a quienes necesiten de hacerlo en un marco transparente, ya que, en el mercado de capitales, todos los participantes cuentan (a priori) con toda la información pública disponible y fidedigna.

Es necesario destacar que existen dos grandes categorías dentro del mercado de capitales argentino, por un lado el mercado bursátil, en el cual las entidades emisoras emiten su deuda a cambio de fondos mientras que en los mercados secundarios, los mismos instrumentos financieros ya emitidos se negocian sin intervención de la entidad emisora.

Dentro del marco legal de la República Argentina pueden distinguirse las siguientes instituciones rigen el mercado de capitales:

- Comisión Nacional de Valores: Cuyo fin es el regular, fiscalizar y controlar a los participantes del Mercado de Capitales
- Bolsas de Comercio: Son entidades que autorizan la cotización de Valores Negociables
- Mercado de Valores: Son entidades en donde se produce la concertación, registro y liquidación de las operaciones con Valores Negociables
- Caja de Valores: Es la entidad encargada de custodiar los Valores Negociables públicos y privados.
- Mercado Abierto Electrónico: Es el ámbito electrónico en donde se concertan y registran todas las operaciones del mercado extrabursátil.
- Mercado de Futuros y Opciones: Son entidades en donde se negocian contratos de futuro y opciones, sobre distintos activos subyacentes.

1.6.2 El sistema bursátil Argentino:

El funcionamiento del sistema bursátil en Argentina, es distinto que el de la mayoría de los países, en el sentido de que Argentina no posee una Bolsa de Valores, sino que cuenta con una Bolsa de Comercio, un Mercado de Valores y un Caja de Valores.

1.6.2.1 Bolsa de Comercio

La Bolsa de Comercio es una asociación civil sin fines de lucro cuya finalidad es la de delinear los requerimientos necesarios para la cotización de valores negociables, De acuerdo a su estatuto, las principales funciones de la entidad son²:

1) Facilitar, cooperar y contribuir a que sus socios desarrollen toda clase de negocios y operaciones mercantiles lícitos.

2) Desarrollar todas las actividades primarias y/o delegadas, por sí y/o en asociación con terceros, que le habiliten las disposiciones legales vigentes, en todo lo referente a la difusión, fortalecimiento y ampliación de los mercados en el país y/o en

² Estatuto de la Bolsa de Comercio de Buenos Aires, disponible en : <https://www.bcba.sba.com.ar/sitio/descargas/Estatuto-BCBA-1.pdf>

el exterior, incluyendo toda función relativa a la actuación, promoción, negociación y listado de cualquier título, producto, valor negociable, o instrumento de cualquier otra manera susceptible de ser objeto de transacciones en mercados del país y/o del exterior, en todas sus formas, auspiciando su realización, promoviendo su actualización permanente, mejora tecnológica, consolidación patrimonial y sustentabilidad operativa.

3) Contribuir y auspiciar, la incorporación a los mercados de nuevos sujetos participantes, tanto del país como del extranjero, la ampliación de los instrumentos y productos transados, el desarrollo de nuevos vehículos, espacios de negociación y liquidación, y plataformas que mejoren y promuevan la permanente actualización técnica de sus actores, cooperando con las autoridades regulatorias y los mercados, en la creación de todas aquellas condiciones –legales, regulatorias, dispositivas, operativas y técnicas-, que faciliten el crecimiento sostenido y sustentable de transacciones en todo instrumento o producto de cualquier naturaleza, configuración, o representación, admisible de ser negociado y/o listado bajo el régimen legal vigente así como del uso y aplicación, a todos estos efectos, de las innovaciones de tecnologías y/o sistemas digitales y similares y aquellas que en el futuro se creen o desarrollen.

4) En cuanto sea admisible, y bajo la forma dispuesta en el régimen legal vigente, prestar todo tipo de servicio destinado a asegurar la veracidad del registro de las operaciones realizadas en los mercados autorizados, sus recintos y/o plataformas, y promover su publicidad, para el adecuado conocimiento público del precio corriente de los bienes, valores y servicios negociados en tiempo real.

5) Procurar, mediante peticiones a las autoridades e instituciones que crea corresponder, una adecuada legislación relativa al comercio, producción, finanzas, tecnología, economía del conocimiento, innovación e inteligencia artificial, de aplicación a la economía en general, y en todo cuanto corresponda al desarrollo de los mercados, de capitales u otros. 6) Auspiciar, promover y efectuar estudios e investigaciones referentes a las materias expresadas en el punto 5).

7) Promover la formación de entidades adheridas, y estimular los emprendimientos en todas sus formas, incluso originando y/o constituyendo programas, premios y mecanismos de apoyo a iniciativas de pequeñas y medianas empresas y de nuevos participantes, destinadas a su incorporación al mercado de capitales, en cualquier forma admisible bajo la ley vigente.

8) Crear y participar en fundaciones, iniciativas y emprendimientos de todo tipo y naturaleza, con finalidad de bien público y con propósitos compatibles con el objeto de la Asociación, fomentando programas que enfatizan la responsabilidad social empresaria, en todas sus formas y manifestaciones.

9) Fomentar la mediación, la conciliación, el arbitraje y otros medios de resolución de controversias, como medios de solución rápida y amigable de las cuestiones o litigios relativos a derechos patrimoniales susceptibles de transacción.

1.6.2.2 Mercado de Valores:

El Mercado de Valores de Buenos Aires (MERVAL) es una institución que está adherida a la bolsa de comercio, y cumple el rol operativo en la gestión de valores negociables, en otras palabras, determina las operaciones que pueden llevarse a cabo en el mercado, y llevar a cabo toda la reglamentación necesaria para el funcionamiento del mercado.

1.6.2.3 Caja de Valores:

La caja de valores tiene como objetivo actuar como la entidad depositaria y de custodia de los valores negociables que se negocian así como la de pagar los dividendos, rentas y amortizaciones, como también el envío de resúmenes de cuenta trimestrales con las tenencias de los inversores y los movimientos efectuados en tal período.

1.6.3 Índices del Mercado:

Los índices bursátiles tienen como fin el de reflejar el rendimiento del mercado a través del análisis de la variación de los precios de los instrumentos que componen a los mismos.

En la argentina, existen varios índices utilizados en la actualidad, entre los cuales pueden destacarse los siguientes:

- Merval
- Burcap
- Merval Argentina
- Merval 25

En este trabajo se tomó en cuenta el Índice Merval como el mejor representante del mercado, por lo cual se lo analizará en mayor detalle a continuación:

1.6.3.1 MERVAL:

El índice MERVAL mide el valor en pesos de un portfolio teórico de acciones, cuyos componentes se seleccionan según criterios de ponderación de liquidez. Para ello, se compone de una cantidad nominal fija de acciones de diversas empresas que cotizan en Bolsa, aunque su composición no se mantiene fija a lo largo del tiempo sino que se revisa de forma trimestral. Cabe destacar, además, que los valores de cierre publicados diariamente hacen referencia al valor base del índice, cuya magnitud es de \$0.01 al 30 de junio de 1986, fecha de creación del Merval.

Es destacable que a pesar de ser considerado el índice con mayor poder de representación del mercado accionario del país, el mismo presenta varias desventajas. En primer lugar, la ponderación que subyace en la metodología de cálculo del Merval genera que las expectativas que tienen los inversores impacten de manera directa en la estructura del índice. En otras palabras, si los inversores piensan que cierto grupo de acciones va a mejorar, aumentará el intercambio de ellas, haciendo variar al índice, ya que este varía de acuerdo al volumen comercializado. Esto genera como consecuencia una distorsión en la representación del mercado local. Otra de las principales críticas al Merval hace referencia al hecho de que, a diferencia de otros índices tales como el Standard & Poor's 500 (S&P500) de los Estados Unidos que cuentan con una alta diversificación de industrias, el índice local no cuenta con tal característica y la participación de las principales industrias del país no están debidamente representadas.

Otro detalle que se desprende de lo antes mencionado, es que el índice no es constante en su cantidad de especies, a continuación se presenta una tabla con la cantidad de especies para los trimestres del periodo 2013-2018

	1er Trimestre	2do Trimestre	3er Trimestre	4to Trimestre
2013	13	13	13	13
2014	14	13	13	14
2015	12	11	11	11
2016	11	12	15	23
2017	27	27	26	27
2018	31	28	24	21

1.7. Datos a utilizar

En esta sección se analizarán las series de datos correspondientes a las 11 acciones que formaron el índice Merval de manera continua, con el fin de describir las características propias de cada componente.

Las acciones seleccionadas fueron extraídas de la página de Yahoo! finanzas³ así como también la composición del índice Merval.

De acuerdo a la fuente consultada, las acciones que conformaron el índice para el periodo seleccionado (2013-2017) son:

Símbolo	Nombre de la Compañía
FRAN.BA	BBVA Banco Francés S.A.
COME.BA	Sociedad Comercial del Plata S.A.
TS.BA	Tenaris S.A.
BMA.BA	Banco Macro S.A.
PAMP.BA	Pampa Energía S.A.
ALUA.BA	Aluar Aluminio Argentino S.A.I.C.
TECO2.BA	Telecom Argentina S.A.
APBR.BA	Petróleo Brasileiro S.A. - Petrobras
GGAL.BA	Grupo Financiero Galicia S.A.
YPFD.BA	YPF Sociedad Anónima
EDN.BA	Empresa Distribuidora y Comercializadora Norte Sociedad Anónima

Estas acciones, serán las que formaran el conjunto de datos analizar en el resto de este trabajo. Particularmente se usará el periodo de 2013-2017 con los fines de predicción del periodo 2018.

Se debe tener en cuenta que una suposición necesaria para el modelado utilizado en las secciones siguientes los inversores solo utilizan estas mismas 11 especies de acciones, no considerando otras alternativas de inversión.

1.7.1 Análisis de series de tiempo:

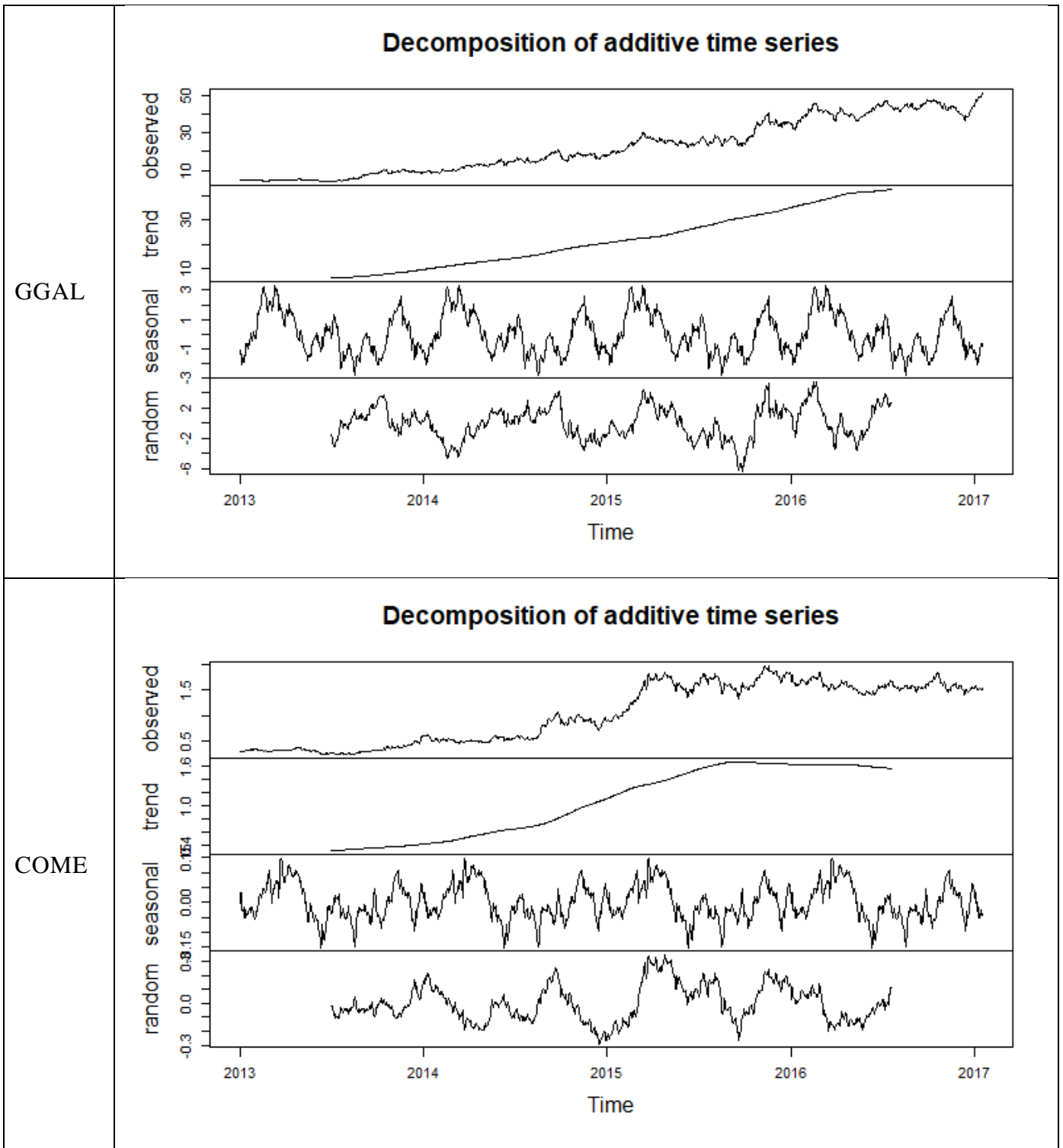
Como se desprende de la descomposición de cada acción, las acciones poseen una tendencia clara para el periodo elegido y demuestran tener variaciones estacionales cíclicas con patrones reconocibles dependiendo de la actividad. Resulta destacable también que el ruido demuestra tener un patrón similar en todas las acciones analizadas.

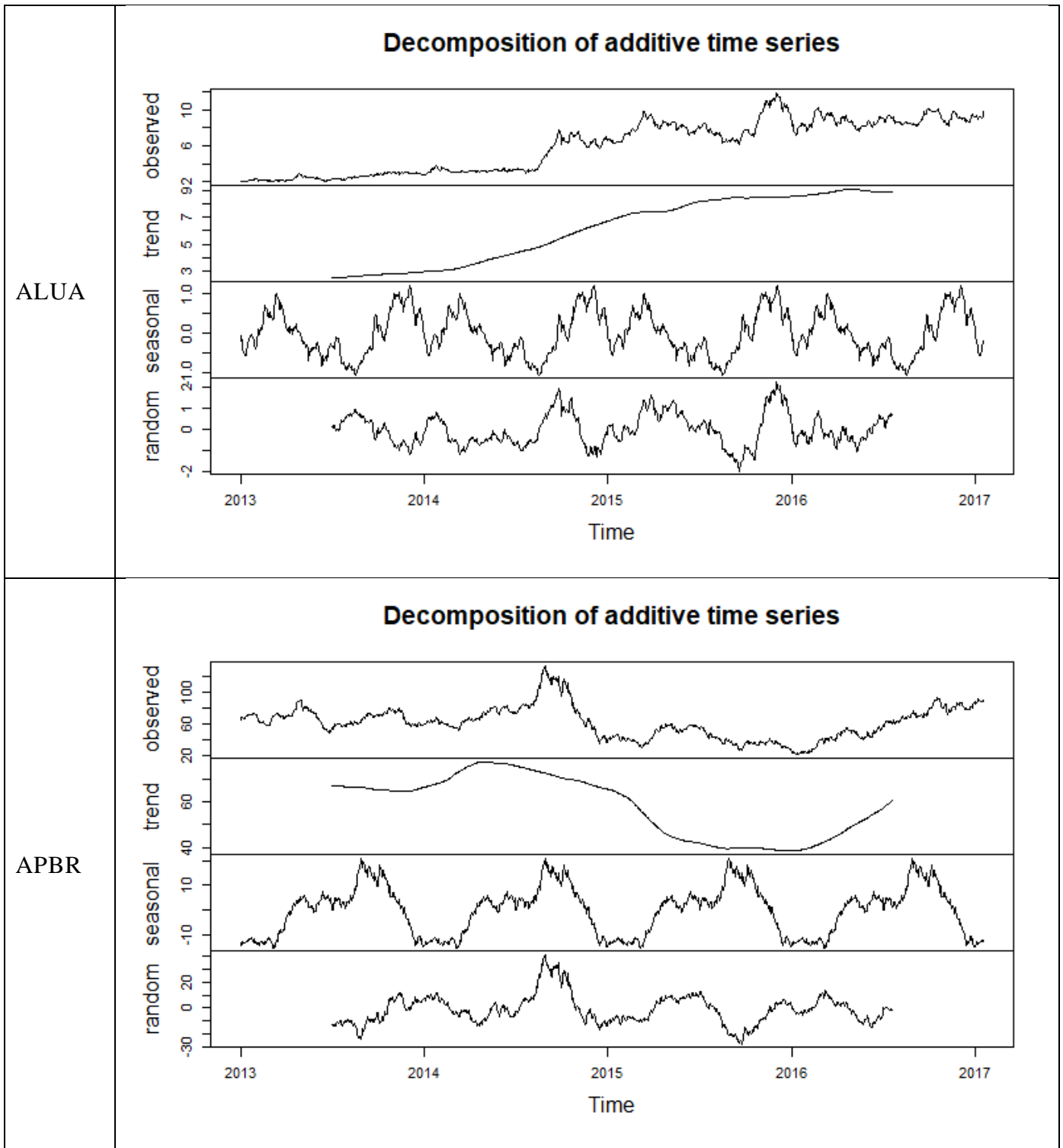
³ <https://finance.yahoo.com/quote/%5EMERV/components?p=%5EMERV>

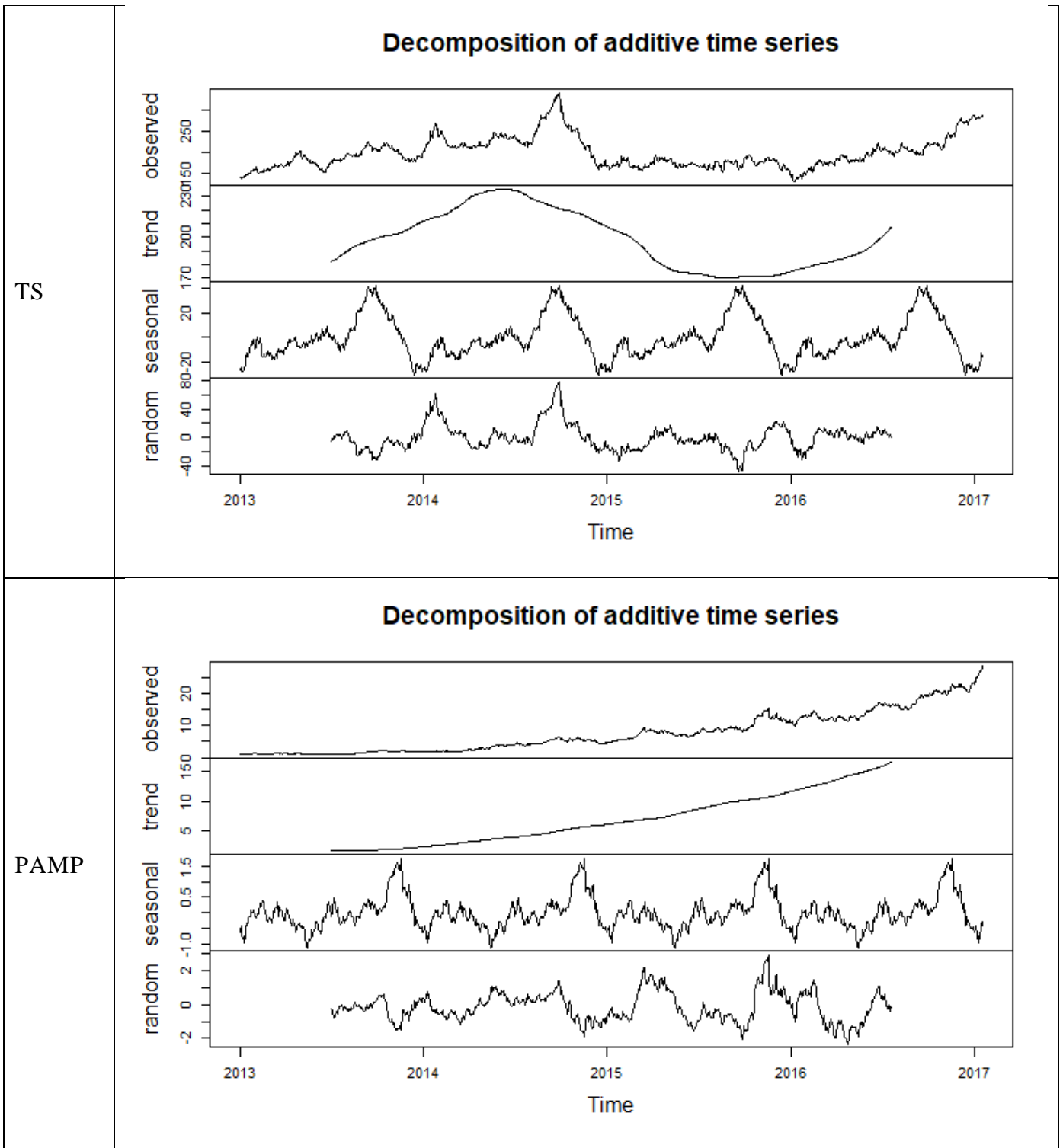
El análisis de las señales aquí realizado, permite tener una idea más clara del tipo de ruido sistémico, las estacionalidades, y las características propias del mercado que se deben tener en cuenta para realizar regresiones de calidad. En particular este análisis resulta de vital importancia al ser utilizado en el método ARIMA que se desarrollará más adelante.

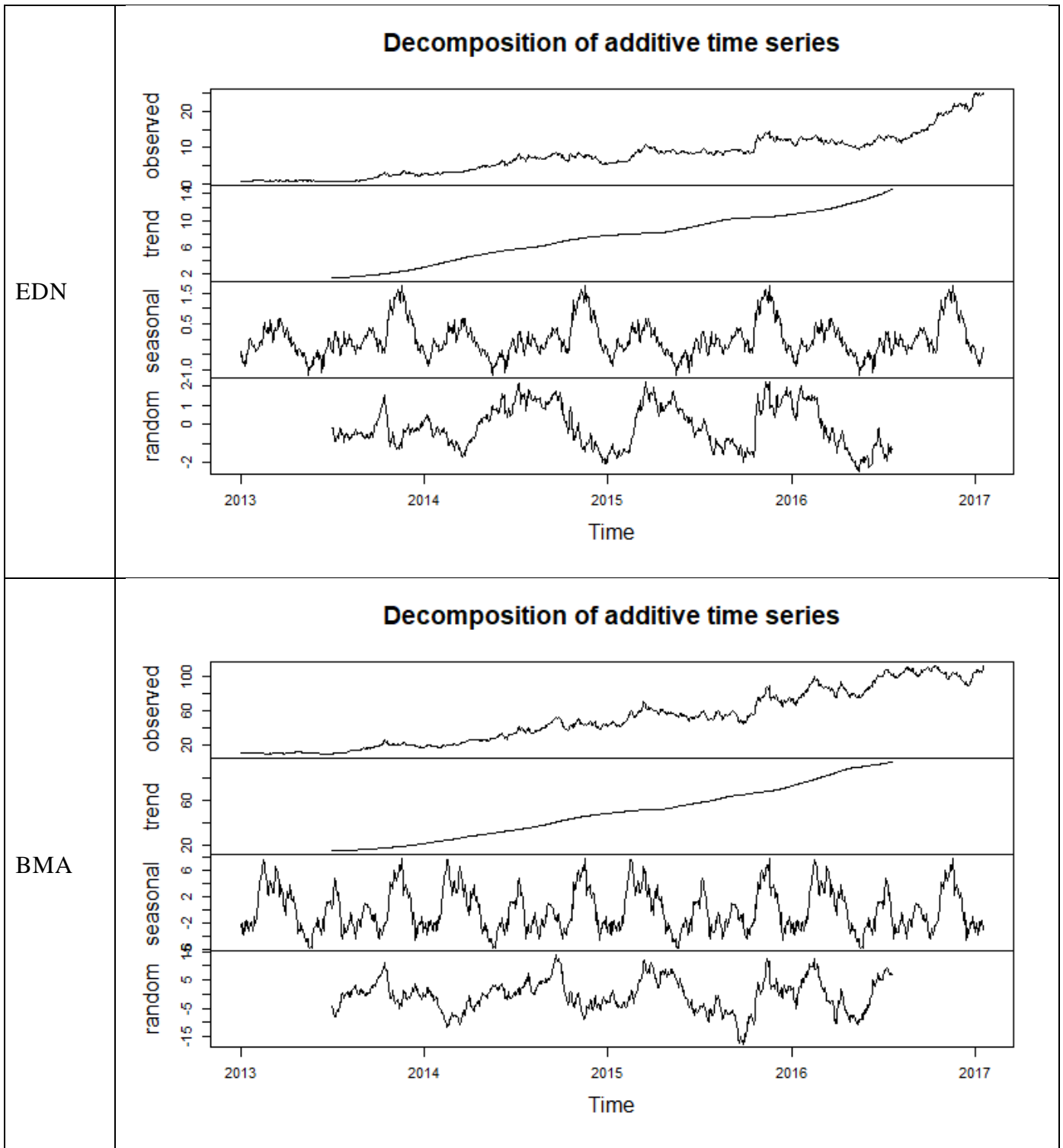
1.7.2 Descomposición aditiva de series de tiempo:

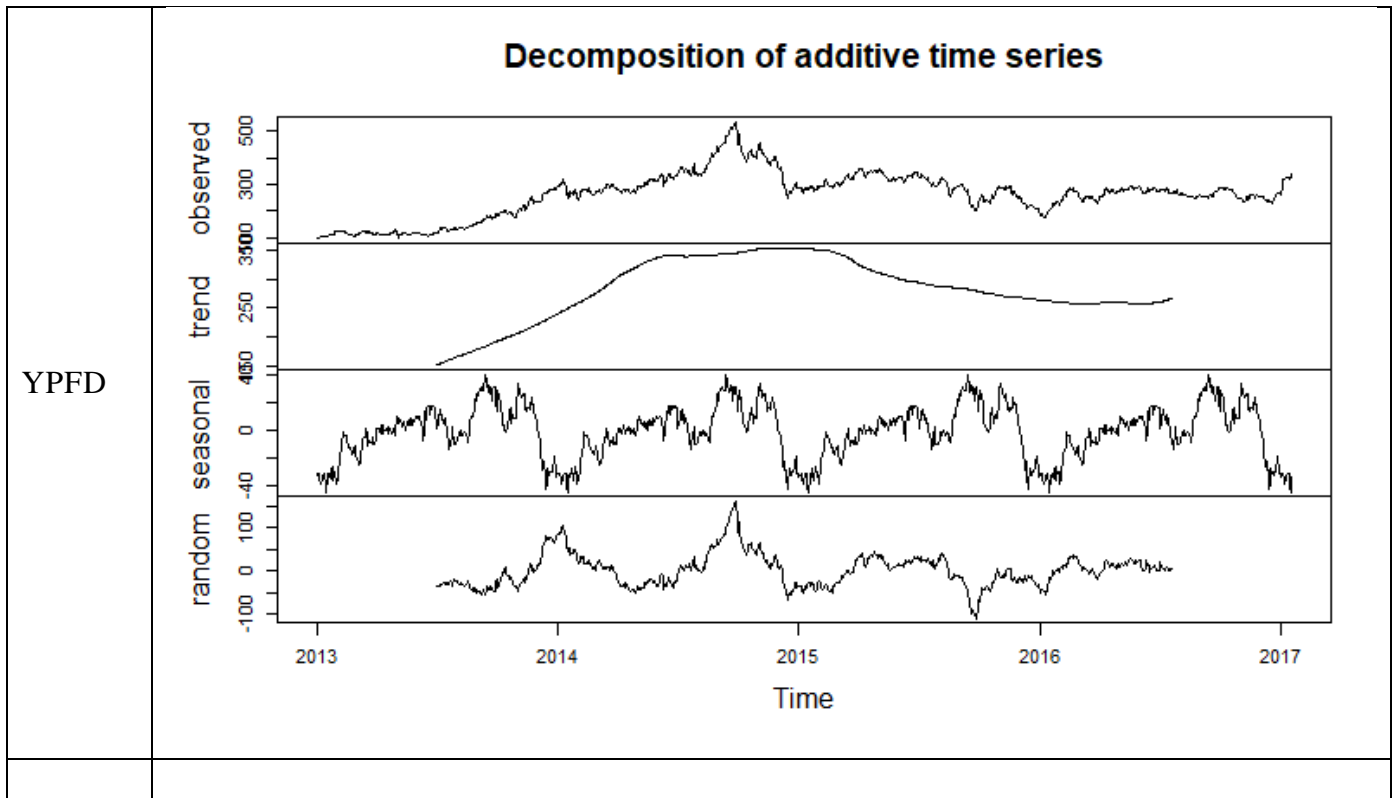
Símbolo	Descomposición:
FRAN	<p style="text-align: center;">Decomposition of additive time series</p>
TECO2	<p style="text-align: center;">Decomposition of additive time series</p>











2. Modelos de Regresión

2.1 Objetivos

El objetivo de esta sección es encontrar aquellos métodos que permitan encontrar las curvas descriptivas que caracterizan a los precios de las acciones que luego se utilizarán como insumo de los métodos de optimización de portafolio.

Para realizar las estimaciones antes mencionadas, se utilizarán diversas técnicas de regresión, partiendo de la regresión lineal simple, y moviéndose hacia técnicas más complejas.

Se realizarán 3 regresiones de las acciones del periodo 2013-2017 para cada método de acuerdo con las frecuencias diarias, semanales, y mensuales.

Se espera que, por cada método utilizado, la regresión se ajuste a los valores reales del periodo. Al mismo tiempo, se utilizará la misma fórmula para pronosticar los valores del periodo 2018 el cual es el objetivo de esta sección.

Esto llevará a tener dos valores de bondad de ajuste para la mayoría de las regresiones:

- Por un lado, la estimación de los errores para el caso descriptivo, es decir para los valores dentro del periodo 2013-2017.
- Por otro lado, la estimación de los errores para el caso predictivo, en otras palabras, con base en el periodo 2013-2017, conseguir las funciones características de cada stock y emplearlos luego para el periodo 2018.

Cabe destacar, que no todos los métodos a utilizar permiten ambas medidas de error, por ejemplo, el método LSTM solo pueden ser utilizado para realizar pronósticos, ya que carece de poder descriptivo. Por lo cual solo se realizará la evaluación del caso predictivo para los métodos lineales.

Cabe destacar que los métodos elegidos para realizar las regresiones fueron incluidos de manera de incluir el mayor espectro posible de métodos. Empezando por el más simple (Regresión Linear Simple) y terminando con uno de los métodos más complejos (LSTM).

La finalidad de esta sección es, por lo tanto, no la demostrar la robustez del método matemático, sino la de justificar la elección el método de regresión que se

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

empleó como primer paso para luego abordar la optimización de portfolio, cuyo estudio corresponde a la segunda gran parte de este trabajo de tesis.

2.1.1 Evaluación de los resultados

Para la evaluación de los resultados para cada acción para las frecuencias diarias, semanal y mensual, para el caso predictivo, se hará utilizando la fórmula de Error porcentual absoluto medio simétrico, llamado SMAPE por sus siglas en inglés (“Symmetric mean absolute percentage error”):

$$SMAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|R_t - P_t|}{|R_t| + |P_t|}$$

2.2: Regresión Lineal:

2.2.1: Regresión Lineal Simple:

2.2.1.1. Marco Teórico

El término regresión describe principalmente las relaciones estadísticas entre variables. En particular, la regresión simple es el método de regresión para discutir la relación entre una variable dependiente (y) y una variable independiente (x). Este último es el método más sencillo, y puede ser descrito por la siguiente fórmula:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

En donde:

- y es la variable dependiente
- x es la variable independiente
- β_0 es la ordenada al origen
- β_1 es la pendiente de la recta
- ε es el error

La variable dependiente también se llama variable de respuesta, y la variable independiente se llama variable explicativa o predictiva. Una variable explicativa explica los cambios causales en las variables de respuesta. Una presentación más general de un modelo de regresión puede escribirse como:

$$y = E(y) + \varepsilon$$

donde $E(y)$ es el valor esperado de la variable de respuesta. Cuando $E(y)$ es una combinación lineal de variables exploratorias x_1, x_2, \dots, x_k , la regresión es llamada regresión lineal. Si además $k = 1$, la regresión es llamada regresión lineal simple. Si $E(y)$ es una función no lineal de x_1, x_2, \dots, x_k , la regresión es no lineal. Los supuestos clásicos sobre el término de error son $E(\varepsilon) = 0$ y una varianza constante $\text{Var}(\varepsilon) = \sigma^2$. El ejemplo típico para la regresión lineal simple es la observación de n pares de datos $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ de un experimento, y los modelamos tratando de satisfacer la siguiente ecuación:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i$$

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

Con $E(\varepsilon_i) = 0$, una varianza constante $\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$, y todos los ε_i 's independientes. Hay que tener en cuenta que el valor real de σ^2 generalmente es desconocido. Los valores de x_i se miden "exactamente", sin implicar ningún error de medición. Una vez que se especifica el modelo y se recopilan los datos, el siguiente paso es encontrar estimaciones "buenas" de β_0 y β_1 para el modelo de regresión lineal simple que mejor puede describir los datos provenientes de un experimento.

2.2.1.1.1: Estimación por mínimos cuadrados

El principio de mínimos cuadrados para el modelo de regresión lineal simple es encontrar las estimaciones b_0 y b_1 de modo que la suma de la distancia al cuadrado de la respuesta real y_i y la respuesta predicha $\hat{y}_i = \beta_0 + \beta_1 x_i$ alcance el mínimo entre todas las opciones posibles de coeficientes de regresión β_0, β_1 , es decir:

$$(b_0, b_1) = \arg \min_{(\beta_0, \beta_1)} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i)]^2$$

La motivación detrás del método de mínimos cuadrados es encontrar estimaciones de parámetros eligiendo la línea de regresión que es la línea más "más cercana" a todos los puntos de datos (x_i, y_i) . Matemáticamente, las estimaciones de mínimos cuadrados de la regresión lineal simple se obtienen resolviendo el siguiente sistema:

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial \beta_0} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i)]^2 = 0 \\ \frac{\partial}{\partial \beta_1} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i)]^2 = 0 \end{cases}$$

Suponiendo que b_0 y b_1 son las soluciones del sistema anterior, es posible describir la relación entre x e y mediante la línea de regresión $\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x$ que por convención se denomina línea de regresión ajustada. Es más conveniente resolver para b_0 y b_1 utilizando el modelo lineal centralizado:

$$y_i = \beta_0^* + \beta_1(x_i - \bar{x}) + \varepsilon_i$$

En donde $\beta_0 = \beta_0^* - \beta_1 \bar{x}$

Por lo tanto, ahora debemos resolver el siguiente sistema de ecuaciones:

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial \beta_0^*} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0^* + \beta_1(x_i - \bar{x}))]^2 = 0 \\ \frac{\partial}{\partial \beta_1} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0^* + \beta_1(x_i - \bar{x}))]^2 = 0 \end{cases}$$

Si resolvemos las derivadas parciales con respecto a β_0 y β_1 , tenemos que:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0^* + \beta_1(x_i - \bar{x}))] &= 0 \\ \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0^* + \beta_1(x_i - \bar{x}))](x_i - \bar{x}) &= 0 \end{aligned}$$

Hay que destacar que:

$$\sum_{i=1}^n y_i = n\beta_0^* + \sum_{i=1}^n \beta_1(x_i - \bar{x}) = n\beta_0^*$$

Por lo tanto, tenemos que $\beta_0^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i = \bar{y}$

Entonces, sustituyendo β_0^* por \bar{y} en la fórmula anterior, obtenemos:

$$\sum_{i=1}^n [y_i - (\bar{y} + \beta_1(x_i - \bar{x}))](x_i - \bar{x}) = 0$$

De lo que se desprende que:

$$b_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{S_{xy}}{S_{xx}}$$

Y

$$b_0 = b_0^* - b_1 \bar{x} = \bar{y} - b_1 \bar{x}$$

En donde S_{xy} y S_{xx} representan la covarianza entre x e y , y la varianza de x respectivamente.

El valor ajustado de la regresión lineal simple se define como $\hat{y}_i = b_0 + b_1 x_i$. La diferencia entre y_i y el valor ajustado \hat{y}_i , $e_i = \hat{y}_i - y_i$, se conoce como la regresión

residual. Los residuos de regresión juegan un papel importante en el diagnóstico de regresión. Los residuos de regresión se pueden calcular a partir de las respuestas observadas y_i y los valores ajustados \hat{y}_i , por lo tanto, los residuos son observables. Cabe señalar que el término de error ε_i en el modelo de regresión es inobservable. Por lo tanto, el error de regresión es inobservable y la regresión residual es observable. El error de regresión es la cantidad en que una observación difiere de su valor esperado; este último se basa en toda la población de la cual se eligió la unidad estadística al azar. El valor esperado, el promedio de toda la población, generalmente es inobservable.

2.2.1.1.2: Estimación por mínimos cuadrados-método matricial

Una generalización del método de regresión lineal es el siguiente:

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_1 X_i + \varepsilon$$

El mismo, puede ser representado en su forma matricial:

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_T \end{pmatrix}$$

$$X = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{N1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{1T} & \cdots & X_{NT} \end{pmatrix}$$

$$\beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \vdots \\ \beta_{N-1} \end{pmatrix}$$

$$\varepsilon = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \vdots \\ \beta_{N-1} \end{pmatrix}$$

Por lo cual, la ecuación de regresión toma la forma de:

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

La estimación de los parámetros de la regresión lineal estándar minimiza la suma de los residuos al cuadrado:

$$\sum_{i=1}^T \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^T \left(Y_i - \sum_{j=0}^N \beta_{ij} X_{ij} \right)^2$$

Derivando, tenemos que:

$$\sum_{i=1}^T \left(Y_i - \sum_{j=0}^N \beta_{ij} X_{ij} \right) X_{ij} = 0$$

Por lo cual, la solución matricial es:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y$$

Por lo tanto, los valores ajustados serán:

$$\hat{Y} = X(X'X)^{-1}X'Y$$

2.2.2 Regresión Lineal Robusta

2.2.2.1 Introducción a la Regresión Lineal Robusta

Un problema con los estimadores estándar es que son sensibles a los valores atípicos. En algunos casos, incluso un solo valor atípico (un rendimiento extremo) puede influir significativamente en los medios y las covarianzas resultantes. Esta es una propiedad indeseable de muchos estimadores clásicos. En esta sección, se mencionarán métodos para una estimación robusta, con énfasis particular en la estimación robusta de regresiones. La estimación robusta es un tema de estadísticas robustas. Por lo tanto, primero se presentarán los conceptos y métodos generales de estadísticas robustas y luego se aplicará al análisis de regresión. En particular, se presentarán los estimadores de regresión robustos.

En términos generales, la estadística es la ciencia de describir y analizar datos y hacer inferencias sobre una población basada en una muestra extraída de la misma población. Un aspecto importante de las estadísticas es la compresión de los datos en números que son descriptivos de alguna característica de la distribución. Las estadísticas clásicas identificaron varios descriptores de un solo número, como la media, la varianza, la asimetría, la curtosis y los momentos superiores. Estos números dan una descripción cuantitativa de diferentes propiedades de la población. Por ejemplo, la media describe el centro de la población, la varianza describe la propagación, el coeficiente de simetría

que mide la simetría, la curtosis que mide si los datos alcanzan su punto máximo, y así sucesivamente.

La estadística clásica elige descriptores de un solo número que tienen buenas propiedades matemáticas. Por ejemplo, si conocemos todos los momentos de una distribución, podemos reconstruir la misma distribución. En varios casos (pero no siempre), los parámetros que identifican una representación en forma cerrada de una distribución corresponden a estos conceptos descriptivos. Por ejemplo, los parámetros que identifican una distribución normal corresponden a la media y a la varianza. Sin embargo, en la estadística clásica, la mayoría de estos parámetros descriptivos no son. Intuitivamente, robustez significa que pequeños cambios en la muestra o pequeños errores en la identificación de la distribución no afectan los parámetros descriptivos. Las estadísticas robustas implican repensar los conceptos estadísticos descriptivos; El objetivo es encontrar conceptos descriptivos que se vean poco afectados por la elección de la muestra o por errores en los supuestos de distribución.

Las estadísticas robustas no son un ajuste técnico de los conceptos clásicos, sino un profundo replanteamiento de cómo describir los datos. Por ejemplo, las estadísticas robustas identifican parámetros que representan el centro o la extensión de una distribución y que son robustos con respecto a los valores atípicos y los pequeños cambios en las distribuciones. Las estadísticas robustas buscan conceptos descriptivos que sean óptimos desde el punto de vista de ser insensibles a pequeños errores en los datos o suposiciones.

La noción de estadísticas robustas se traslada al modelado estadístico. Los modelos estadísticos como los modelos de regresión son teóricamente elegantes, pero no robustos. Es decir, los pequeños errores en los supuestos de distribución o la contaminación de datos pequeños pueden tener efectos ilimitados en el modelo general. Este hecho tiene importantes consecuencias en términos, por ejemplo, de asignación de activos o gestión de riesgos. Las estadísticas robustas son una técnica para encontrar modelos que son robustos, es decir, para encontrar modelos que producen aproximadamente los mismos resultados, incluso si las muestras cambian o los supuestos no son correctos. Por ejemplo, las regresiones robustas no son muy sensibles a los valores atípicos.

Hay que tener en cuenta que el modelado estadístico implica alguna forma de optimización en la medida en que cualquier modelo estadístico es el resultado de alguna

forma de optimización. Las estadísticas robustas cambian los criterios de optimización con respecto a las estadísticas clásicas. La estadística clásica busca principalmente comodidad y elegancia matemática, la estadística robusta busca robustez.

Las estadísticas robustas también pueden considerarse como un método para separar la contribución de la mayor parte de los datos de la contribución de los extremos. Este concepto es particularmente importante en las finanzas, ya que se cree que muchas cantidades financieras siguen distribuciones de cola gruesa. Por lo tanto, las estadísticas robustas permiten discriminar entre situaciones comerciales habituales y eventos extremos o catastróficos.

2.2.2.2 Estadísticas robustas

Las estadísticas robustas abordan el problema de hacer estimaciones insensibles a pequeños cambios en los supuestos básicos de los modelos estadísticos empleados.

Los modelos estadísticos se basan en un conjunto de supuestos; los más importantes incluyen (1) la distribución de variables clave, por ejemplo, la distribución normal de errores, y (2) la especificación del modelo, por ejemplo, linealidad o no linealidad del modelo. Algunos de estos supuestos son críticos para el proceso de estimación: si se violan, las estimaciones se vuelven poco confiables. Las estadísticas robustas (1) evalúan los cambios en las estimaciones debido a pequeños cambios en los supuestos básicos y (2) crean nuevas estimaciones que son insensibles a los pequeños cambios en algunos de los supuestos. El enfoque principal es hacer estimaciones robustas a pequeños cambios en la distribución de errores y, en particular, a la presencia de valores atípicos.

La estadística robusta también es útil para separar la contribución de las situaciones empresariales habituales de la de los fenómenos extremos. Se puede decir que las estadísticas robustas y las estadísticas clásicas no robustas son complementarias. Al realizar un análisis robusto, uno puede articular mejor los hallazgos econométricos importantes.

Como observó Huber(1981), las propiedades robustas, libres de distribución y no paramétricas parecen estar estrechamente relacionadas, pero en realidad no lo son. Por ejemplo, la media de la muestra y la mediana de la muestra son estimaciones no paramétricas de la media y la mediana, pero la media no es robusta a los valores atípicos. De hecho, los cambios de una sola observación pueden tener efectos ilimitados en la

media, mientras que la mediana es insensible a los cambios de hasta la mitad de la muestra. Los métodos robustos suponen que efectivamente hay parámetros en las distribuciones en estudio e intentan minimizar los efectos de los valores atípicos, así como los supuestos erróneos sobre la forma de la distribución.

Una definición general de robustez es, por naturaleza, bastante técnica. La razón es que es necesario definir robustez con respecto a los cambios en las distribuciones. Es decir, es necesario precisar el concepto de que pequeños cambios en la distribución, que es una función, dan como resultado pequeños cambios en la estimación, que es un número.

2.2.2.3 Robustez cualitativa y cuantitativa

En esta sección se presentarán los conceptos de robustez cualitativa y cuantitativa de los estimadores. Los estimadores son funciones de los datos de la muestra. Dada una muestra N de datos $X = (x_1, \dots, x_N)$ de una población con un distribución de función acumulada $F(x)$, dependiendo del parámetro θ_∞ , un estimador para θ_∞ es una función $\hat{\vartheta} = \vartheta_N(x_1, \dots, x_N)$. Primero hay que considerar aquellos estimadores que pueden escribirse como funciones de la función de distribución empírica acumulativa:

$$F_N(x) = N^{-1} \sum_{i=1}^N I(x_i \leq x)$$

Donde I es la función indicador (1 si la variable pertenece al conjunto, 0 en caso contrario). Para estos estimadores se puede escribir como:

$$\hat{\vartheta} = \vartheta_N(F_N)$$

La mayoría de los estimadores, se pueden escribir como funciones de probabilidad. En general, cuando $N \rightarrow \infty$ entonces $F_N(x) \rightarrow F(x)$ y $\hat{\vartheta} \rightarrow \vartheta_N$. Intuitivamente, las estadísticas definidas como funcionales de una distribución son robustas si son continuas con respecto a la distribución. En 1971, Hampel(1971) introdujo una definición técnica de robustez cualitativa basada en métricas del espacio funcional de distribuciones. La definición de Hampel establece que un estimador es robusto para una distribución dada F si pequeñas desviaciones de F en la métrica dada resultan en pequeñas desviaciones en la misma métrica o eventualmente en alguna otra métrica para cualquier secuencia de muestras de tamaño creciente.

2.2.2.4 Estimadores robustos

Un estimador se llama robusto si es insensible a los cambios en una sola observación. Dado un estimador, es necesario evaluar qué sucede si se agrega una nueva observación del valor x a una muestra grande. Para este fin se define la curva de influencia o “Influence Curve” en inglés (IC). El IC es una función de x dado ϑ , y F se define de la siguiente manera:

$$IC_{\vartheta, F}(x) = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{\vartheta((1-s)F + s\delta_x) - \vartheta(F)}{s}$$

donde δ_x denota una distribución de probabilidad concentrada en el punto único x . Como puede verse en su definición anterior, el IC es una función del tamaño de la observación individual que se agrega. En otras palabras, el IC mide la influencia de una sola observación x en una estadística ϑ para una distribución dada F . En la práctica, la curva de influencia se genera trazando el valor de la estadística calculada con un solo punto de X agregado a Y contra ese valor de X . Por ejemplo, el IC de la media es una línea recta.

2.2.2.5: Estimadores M

Los estimadores M son aquellos estimadores que se obtienen minimizando una función de los datos de la muestra. Supongamos que se nos da una N -muestra de datos $X = (x_1, \dots, x_N)$. El estimador $T(x_1, \dots, x_N)$ se llama un estimador M si se obtiene resolviendo el siguiente problema mínimo:

$$T = \arg \min_t \left\{ J = \sum_{i=1}^N \rho(x_i, t) \right\}$$

donde $\rho(x_i, t)$ es una función arbitraria. Alternativamente, si $\rho(x_i, t)$ es una función suave, podemos decir que T es un estimador M si se determina resolviendo las ecuaciones:

$$\sum_{i=1}^n \Psi(x_i, t) = 0$$

Donde

$$\Psi(x_i, t) = \frac{\partial \rho(x_i, t)}{\partial t}$$

Cuando el estimador M es equivalente, es decir $T(x_1 + a, \dots, x_N + a) = T(x_1, \dots, x_N) + a \forall a \in \mathbb{R}$, es posible escribir ψ y ρ en términos de los residuos $x - t$. Además, en general, se usa una estimación de escala auxiliar, S, para obtener los residuos escalados $r = (x - t)/S$. Si el estimador también es equivalente a cambios de escala, es posible escribir

$$\Psi(x_i, t) = \Psi\left(\frac{x - t}{S}\right) = \Psi(r)$$

$$\rho(x_i, t) = \rho\left(\frac{x - t}{S}\right) = \rho(r)$$

Los estimadores ML son estimadores M con $\rho = -\log(f)$, donde f es la densidad de probabilidad. (En realidad, el nombre de estimadores M significa estimadores de máxima probabilidad). Los estimadores LS también son estimadores M. El IC de los estimadores M tiene una forma particularmente simple. De hecho, se puede demostrar que el IC es proporcional a la función ψ

$$IC = constante \cdot \Psi$$

En este trabajo se usarán 3 tipos de parametrización.

2.2.2.6: Métodos a Utilizar

De todos los métodos posibles de optimización robusta, se han elegido los que resultan más trascendentes en la literatura de Estimadores M, particularmente se utilizan las fórmulas definidas en (Baierl, Futschik, Bogdan, & Biecek, 2007) .

A continuación, se indicará las funciones de cada método y la parametrización a utilizar.

2.2.2.6.1 Huber

La familia de funciones de Huber se define como:

$$\rho_k(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}x^2 & \text{si } |x| \leq k \\ k\left(|x| - \frac{k}{2}\right) & \text{si } |x| > k \end{cases}$$

$$\psi_k(x) = \begin{cases} x & \text{si } |x| \leq k \\ k \operatorname{signo}(x) & \text{si } |x| > k \end{cases}$$

Para una eficiencia del estimador de la regresión del 95%, la constante k es 1.345

2.2.2.6.2 Hampel

La familia de funciones de Hampel se define como:

$$\tilde{\rho}_{a,b,r}(x) = \begin{cases} \frac{\frac{1}{2}x^2}{C} & \text{si } |x| \leq a \\ \frac{\left(\frac{1}{2}a^2 + a(|x| - a)\right)}{C} & \text{si } a < |x| \leq b \\ \frac{\frac{a}{2}\left(2b - a + (|x| - b)\left(1 + \frac{r - |x|}{r - b}\right)\right)}{C} & \text{si } b < |x| \leq r \\ 1 & \text{si } r < |x| \end{cases}$$

$$\Psi_{a,b,r}(x) = \begin{cases} x & \text{si } |x| \leq a \\ a \cdot \operatorname{signo}(x) & \text{si } a < |x| \leq b \\ a \cdot \operatorname{signo}(x) \left(\frac{r - |x|}{r - b}\right) & \text{si } b < |x| \leq r \\ 0 & \text{si } r < |x| \end{cases}$$

En donde $C = \frac{a}{2}(b - a + r)$

En este trabajo se utilizarán los parámetros por defecto del modelo que son:

$$a = 1.5k$$

$$b = 3.5k$$

$$r = 8k$$

Para una eficiencia del estimador de la regresión del 95%, la constante k es 0.902

2.2.2.6.3 Bisquare

La familia de funciones de Bisquare se define como:

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

$$\tilde{\rho}_k(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 - \left(\frac{x}{k}\right)^2\right)^3 & \text{si } |x| \leq k \\ 1 & \text{si } |x| > k \end{cases}$$

Con derivada

$$\tilde{\rho}'_k(x) = \frac{6\psi_k(x)}{k^2}$$

Donde:

$$\psi_k(x) = x \left(1 - \left(\frac{x}{k}\right)^2\right)^2 \cdot I_{\{|x| \leq k\}}$$

Para una eficiencia del estimador de la regresión del 95%, la constante k es 4.685

2.2.3. Análisis de resultados:

Los resultados de los 4 métodos se muestran a continuación:

2.2.3.1 Resultados Método Descriptivo:

TABLA RESUMEN – MÉTODO DESCRIPTIVO

	Diario	Semanal	Mensual	Promedio
LINEAL SIMPLE	14.43%	14.65%	14.78%	14.62%
HUBER	13.52%	13.65%	13.60%	13.59%
BISQUARE	13.09%	13.20%	12.97%	13.08%
HAMPEL	13.58%	13.70%	13.52%	13.60%

Como puede observarse, la regresión lineal simple por su simplicidad es el método que peor valor de ajustes tiene, mientras que los métodos robustos tienen mayor calidad de ajuste. Esto es esperable ya que los métodos están preparados para tratar escenarios de alta volatilidad en donde observaciones excepcionales pueden distorsionar la pendiente de la recta.

Como conclusión de los métodos de regresión lineal utilizados, puede decirse que el método Bisquare es el que mayores resultados logra con un promedio de 13.05%.

Otro punto relevante, es que el orden y la magnitud del error no son alterados significativamente al cambiar la frecuencia.

Cabe destacar que el análisis de la bondad de ajuste no es un objetivo de este trabajo, pero que, sin embargo, resulta fundamental para el desarrollo de la siguiente sección:

2.2.3.2 Resultados Método Predictivo:

TABLA RESUMEN – MÉTODO PREDICTIVO

	Diario	Semanal	Mensual	Promedio
LINEAL SIMPLE	26.51%	26.31%	26.97%	26.60%
HUBER	28.14%	28.12%	28.67%	28.31%
HAMPEL	29.78%	29.39%	28.40%	29.19%
BISQUARE	28.06%	27.87%	29.89%	28.61%

Como puede observarse, la bondad de ajuste de los métodos empleados para predecir resulta de menor calidad que el caso descriptivo, esto se debe fundamentalmente al hecho de la tendencia del año 2018 es diferente a las de los años 2013-2017, como puede verse en la siguiente ilustración:

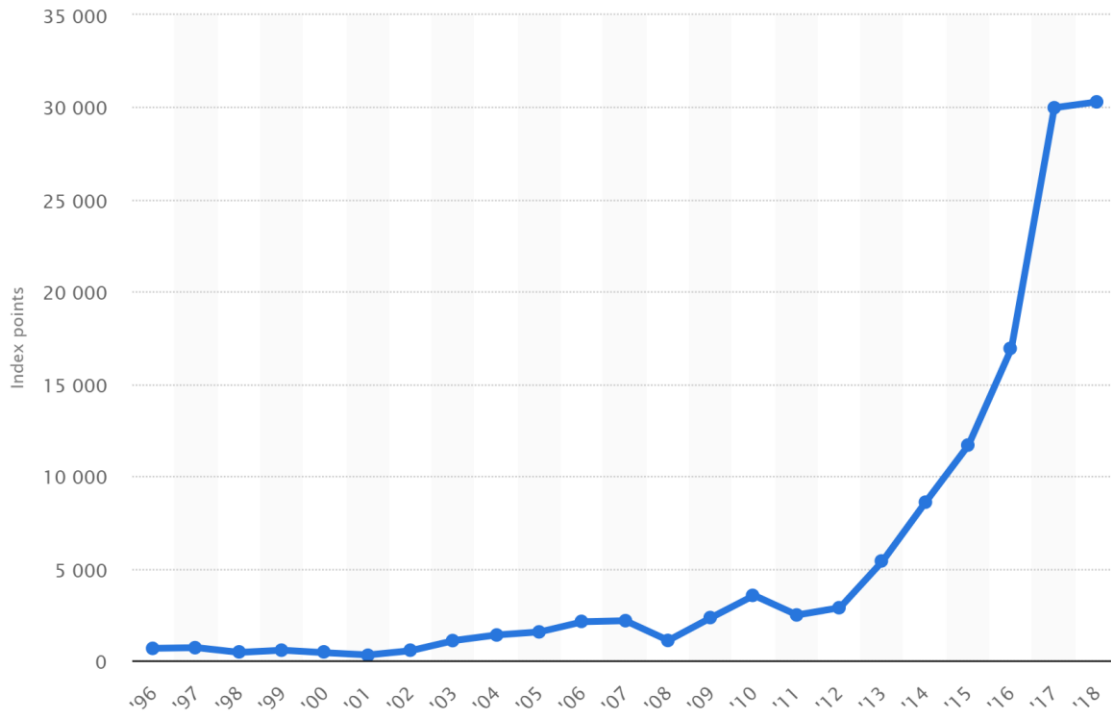
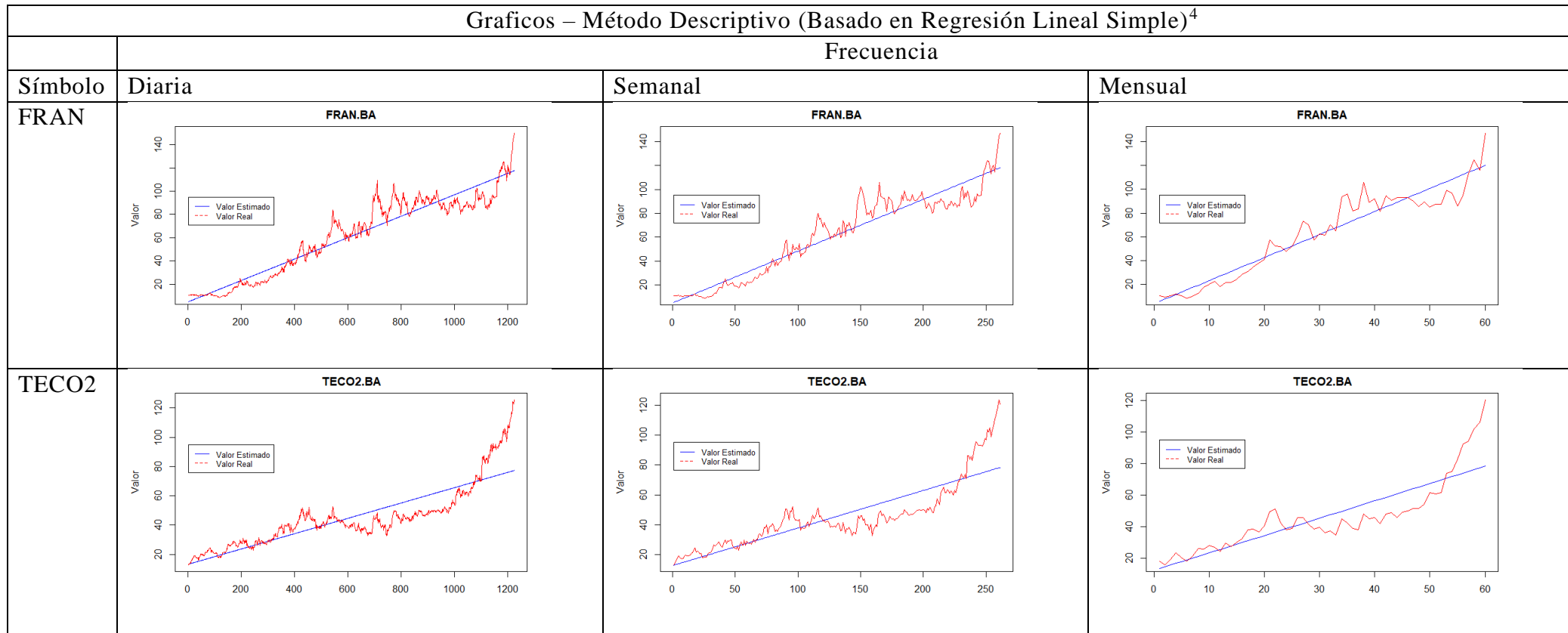


Ilustración 1. Fuente: <https://www.statista.com/statistics/410695/merval-index-performance/>

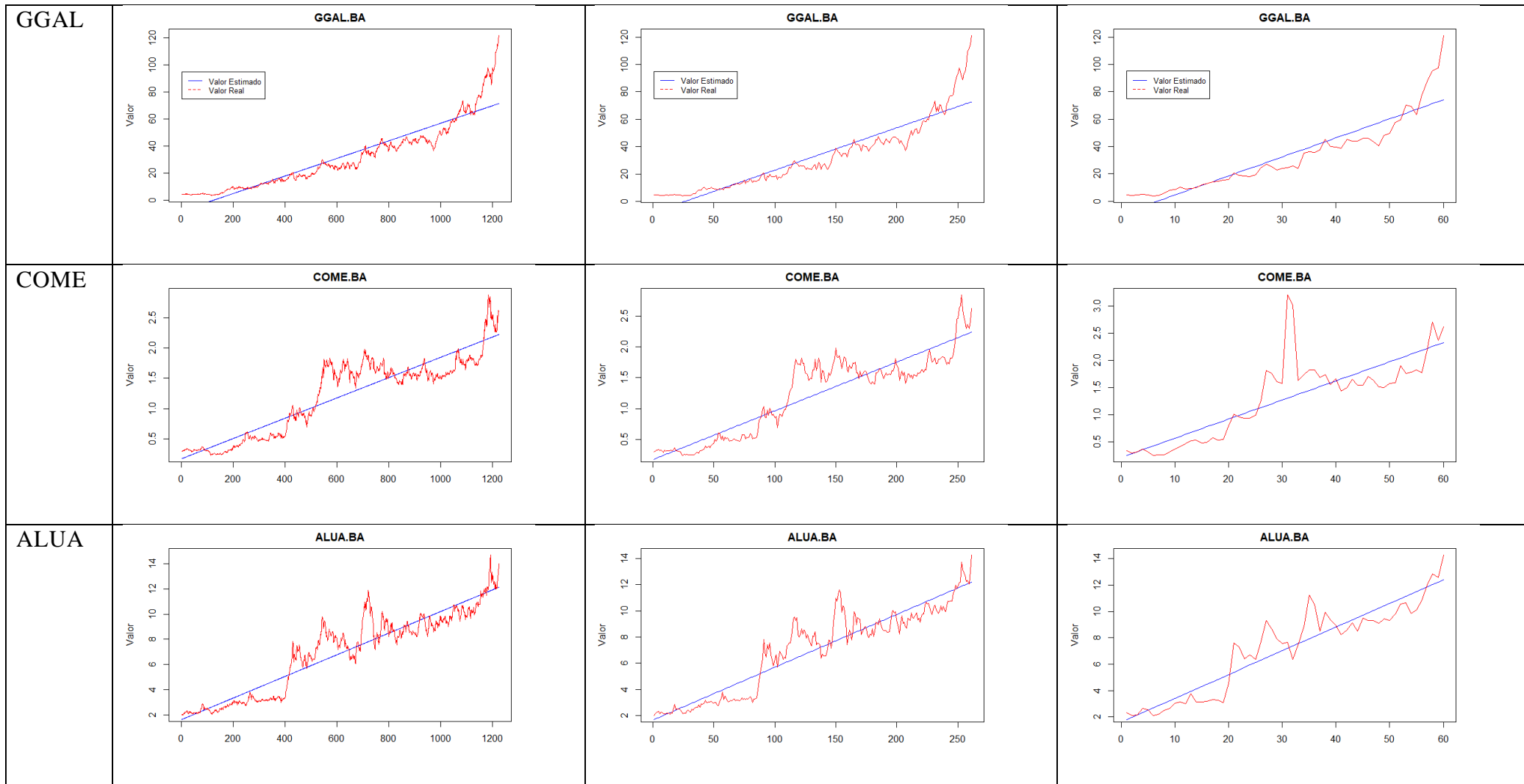
Esto da como resultado, una relación inversa al caso descriptivo, ya que el orden de los métodos se invierte de manera total. En este caso, el método lineal simple resulta superior al resto de los métodos, y el método de Bisquare, que era el que arrojaba mejores resultados, resulta inferior a todos.

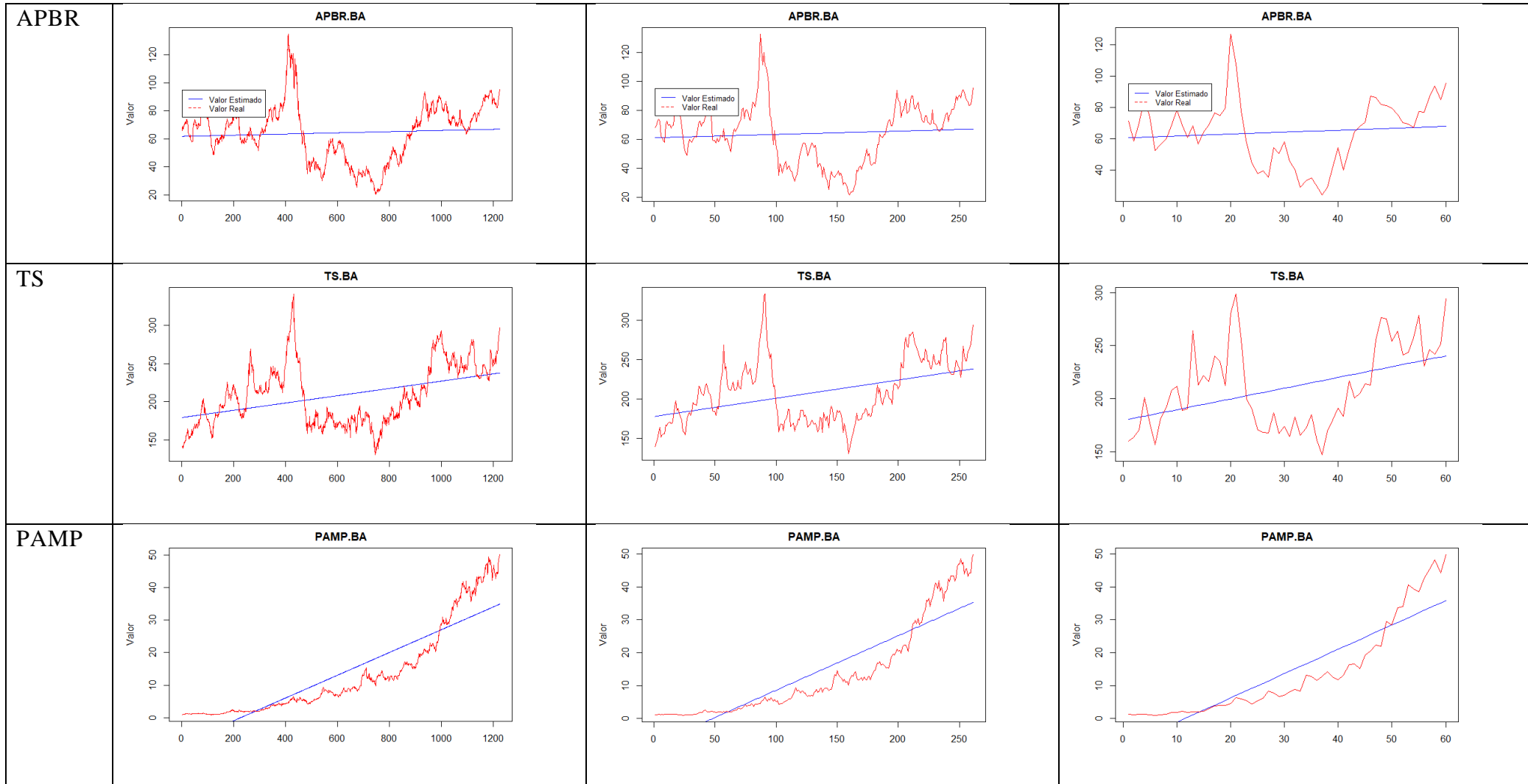
Resultaría esperable que, de haberse mantenido la tendencia del periodo 2013-2017, los métodos robustos hubieran tenido una bondad de ajuste superior tanto el modo descriptivo como en el modo predictivo.

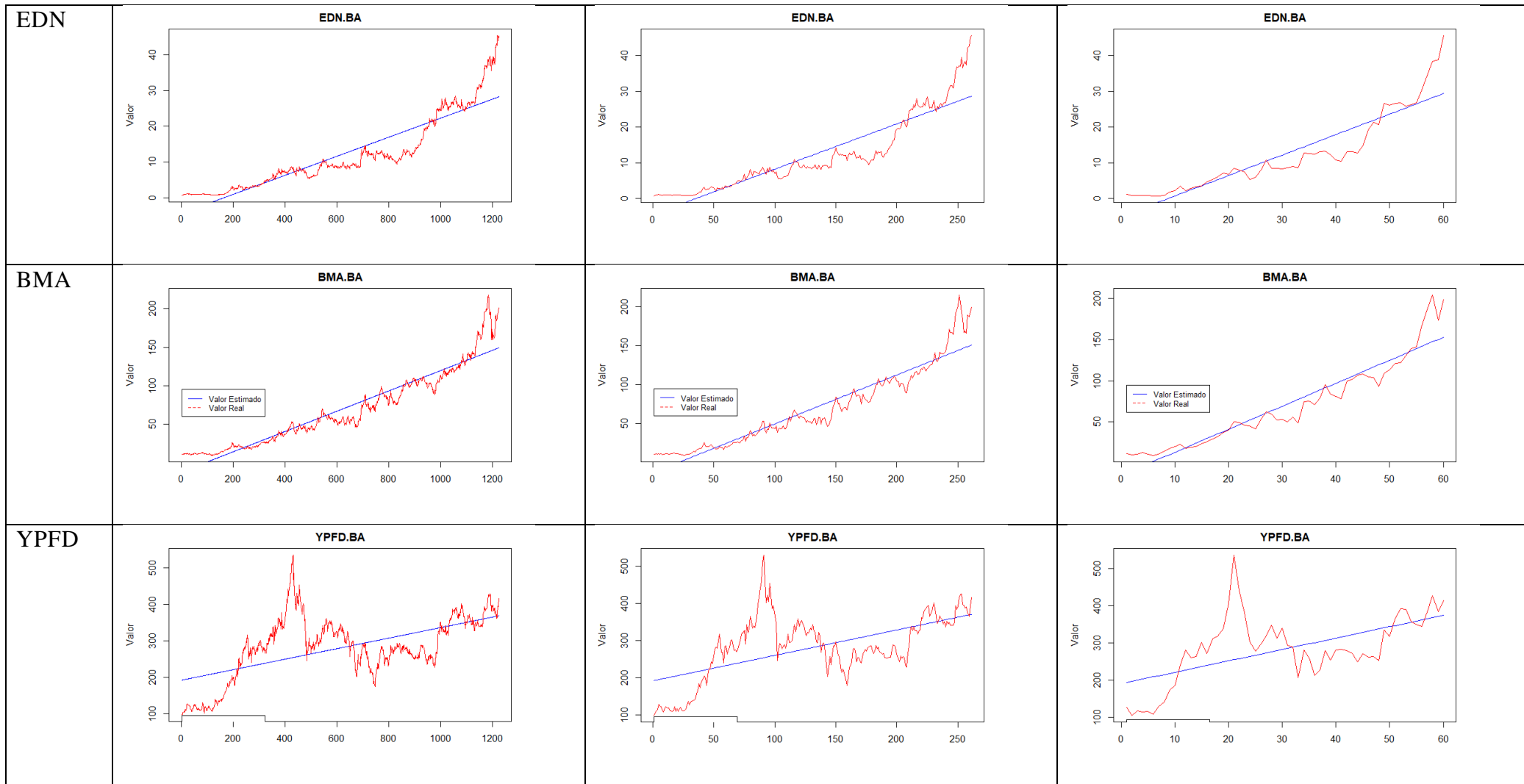
2.2.3.3. Tablas y gráficos de resultados.



⁴ En la presente table solo se incluyen los gráficos correspondientes al método de Regresión Lineal Simple, los gráficos asociados con los otros métodos guardan similitudes con los anteriores, ya que los coeficientes tienen una diferencia de no más de 2%, por lo cual incluir los gráficos de los otros métodos no aportaría valor.







Errores por símbolo y tipo de regresión - Método Descriptivo (Diario)

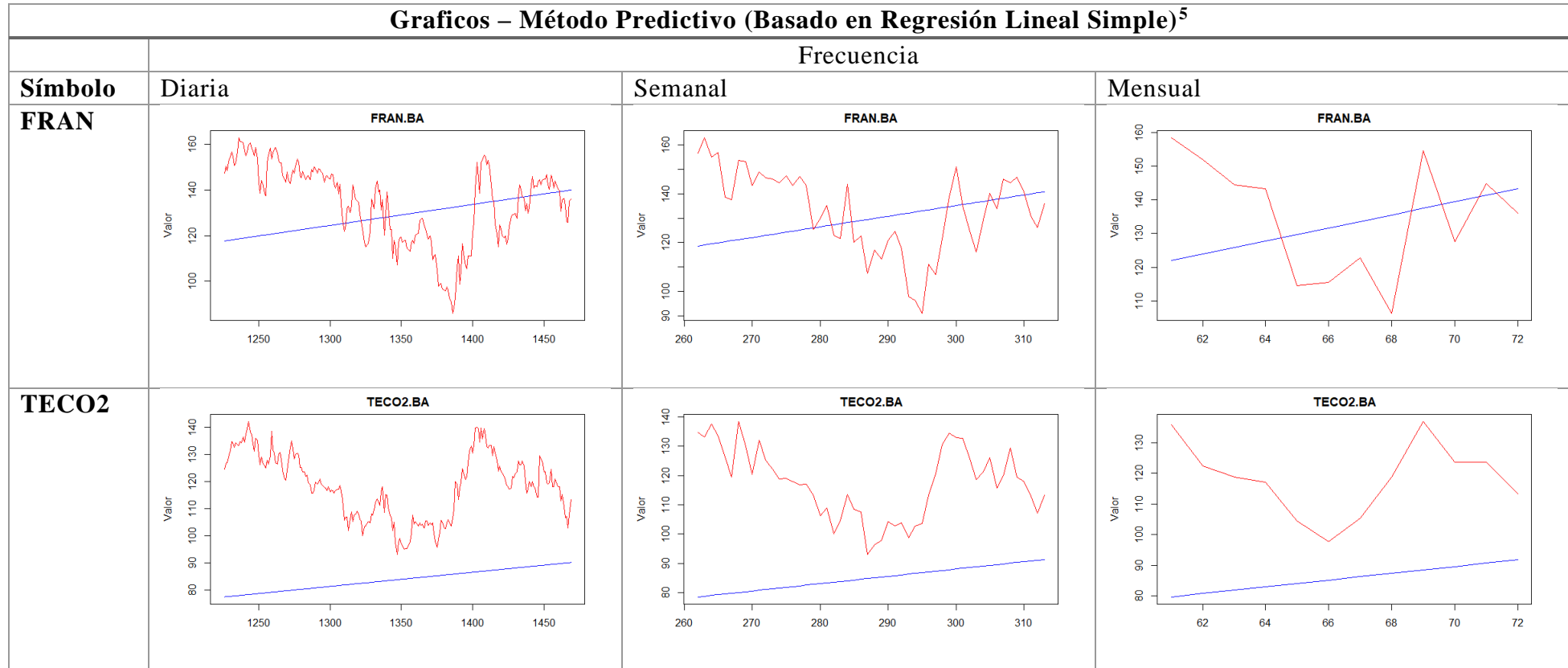
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD	Promedio
<i>Lineal</i>	8.06%	8.22%	19.45%	10.40%	7.08%	13.04%	7.09%	32.78%	24.84%	16.61%	11.18%	14.43%
<i>Huber</i>	8.07%	7.01%	15.84%	10.25%	7.01%	13.01%	7.06%	32.14%	22.81%	14.40%	11.12%	13.52%
<i>Bisquare</i>	8.04%	7.14%	15.10%	10.37%	7.04%	13.06%	7.08%	32.77%	23.62%	13.97%	11.15%	13.58%
<i>Hampel</i>	8.07%	7.14%	13.31%	10.25%	7.01%	13.01%	7.06%	32.18%	21.59%	13.21%	11.12%	13.09%

Errores por símbolo y tipo de regresión - Método Descriptivo (Semanal)

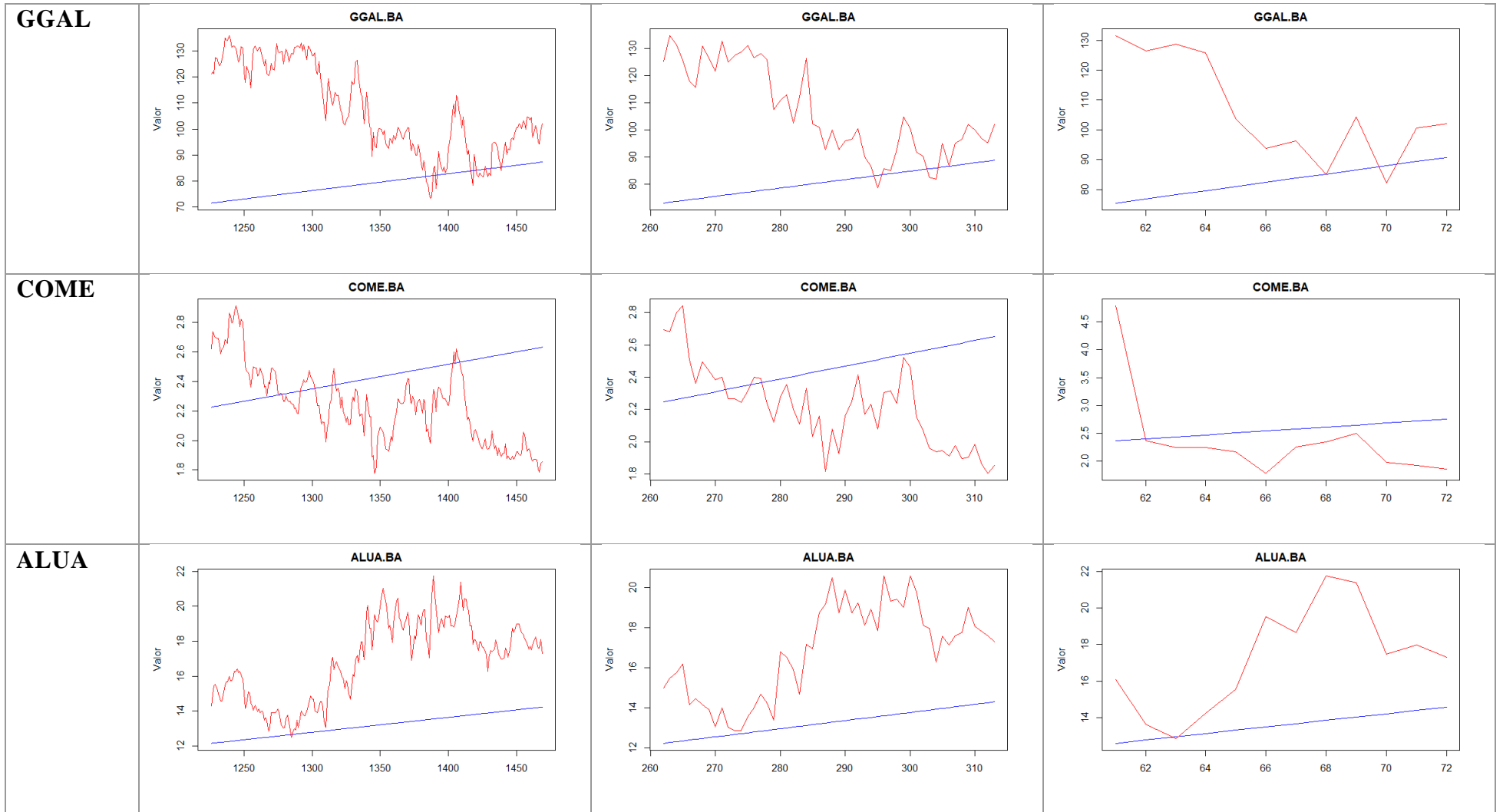
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD	Promedio
<i>Lineal</i>	8.18%	8.61%	19.95%	10.44%	7.20%	13.31%	7.09%	32.88%	25.25%	17.01%	11.17%	14.65%
<i>Huber</i>	8.17%	7.20%	16.00%	10.29%	7.10%	13.29%	7.05%	32.24%	23.12%	14.53%	11.13%	13.65%
<i>Hampel</i>	8.17%	7.31%	15.21%	10.41%	7.15%	13.33%	7.07%	32.87%	24.09%	13.94%	11.15%	13.70%
<i>Bisquare</i>	8.17%	7.36%	13.37%	10.30%	7.10%	13.29%	7.05%	32.32%	21.89%	13.21%	11.12%	13.20%

Errores por símbolo y tipo de regresión - Método Descriptivo (Mensual)

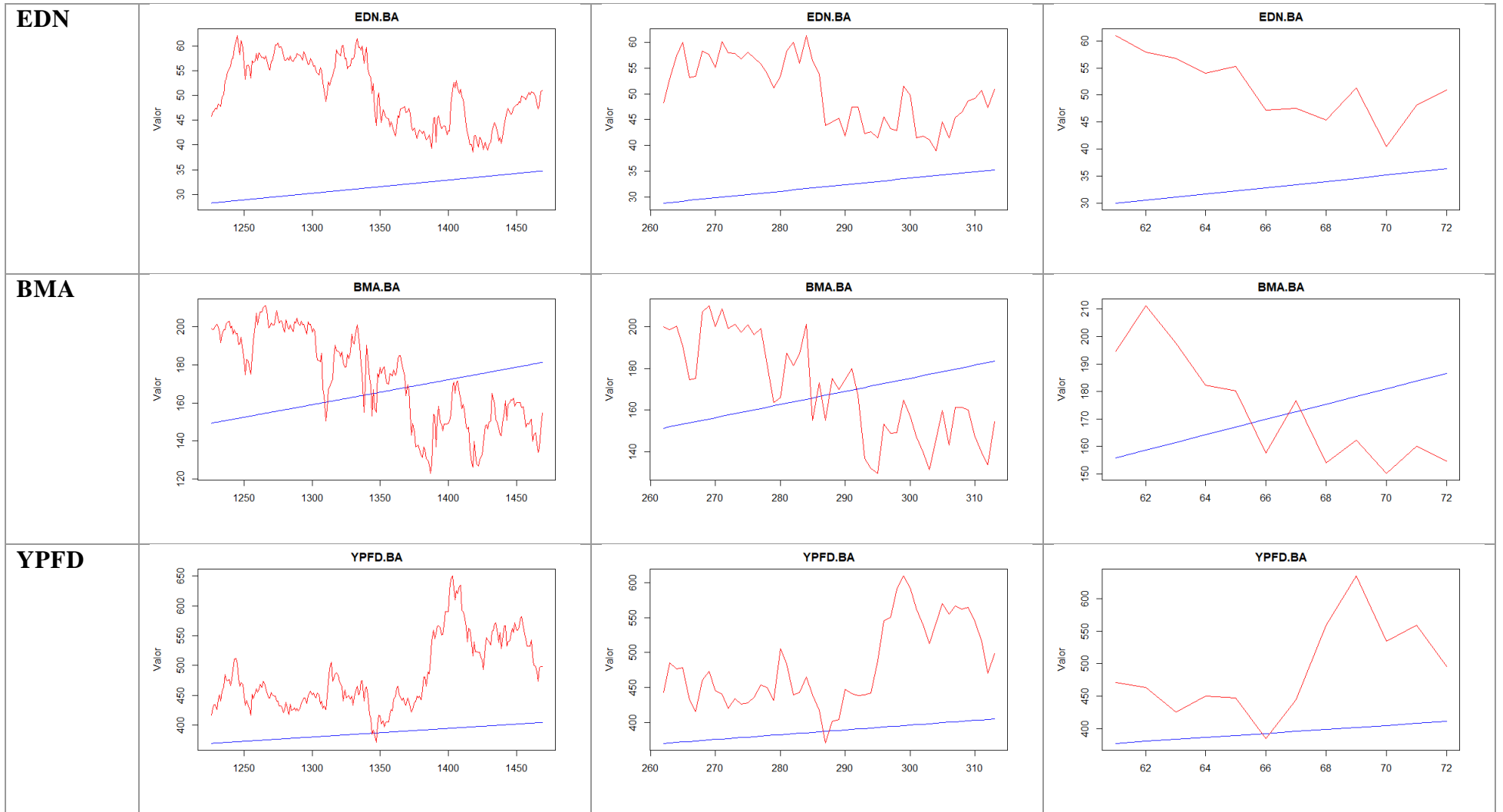
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD	Promedio
<i>Lineal</i>	8.00%	8.65%	20.50%	11.86%	7.46%	13.17%	6.92%	32.62%	25.23%	17.10%	11.07%	14.78%
<i>Huber</i>	7.99%	7.30%	15.28%	11.21%	7.41%	13.12%	6.87%	32.07%	22.82%	14.45%	11.04%	13.60%
<i>Hampel</i>	7.96%	7.59%	13.16%	11.27%	7.44%	13.18%	6.90%	32.62%	24.07%	13.43%	11.05%	13.52%
<i>Bisquare</i>	7.96%	7.23%	12.59%	11.12%	7.41%	13.13%	6.87%	32.13%	20.55%	12.66%	11.03%	12.97%



⁵ En la presente table solo se incluyen los gráficos correspondientes al método de Regresión Lineal Simple, los gráficos asociados con los otros métodos guardan similitudes con los anteriores, ya que los coeficientes tienen una diferencia de no más de 2%, por lo cual incluir los gráficos de los otros métodos no aportaría valor.







Errores por símbolo y tipo de regresión - Método Predictivo (Diario)

	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD	Promedio
<i>Lineal</i>	13.07%	26.78%	20.95%	23.81%	19.45%	60.70%	44.48%	15.51%	34.32%	14.16%	18.45%	26.51%
<i>Huber</i>	13.00%	33.92%	29.52%	20.44%	20.37%	59.89%	44.23%	18.29%	38.42%	13.10%	18.33%	28.14%
<i>Bisquare</i>	12.97%	31.83%	33.86%	21.15%	19.65%	60.64%	44.46%	15.51%	37.02%	13.19%	18.38%	28.06%
<i>Hampel</i>	12.91%	42.17%	35.32%	19.87%	20.39%	59.92%	44.32%	17.95%	42.85%	13.59%	18.28%	29.78%

Errores por símbolo y tipo de regresión - Método Predictivo (Semanal)

	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD	Promedio
<i>Lineal</i>	12.99%	26.80%	22.50%	16.16%	19.83%	59.37%	44.58%	16.81%	35.12%	16.68%	18.50%	26.31%
<i>Huber</i>	12.99%	35.01%	29.59%	15.09%	20.91%	58.63%	44.41%	19.38%	38.73%	16.23%	18.38%	28.12%
<i>Bisquare</i>	12.95%	33.64%	30.87%	15.98%	20.20%	59.34%	44.56%	16.83%	37.51%	16.26%	18.46%	27.87%
<i>Hampel</i>	12.96%	41.31%	34.79%	15.20%	21.18%	58.63%	44.43%	19.10%	40.93%	16.39%	18.37%	29.39%

Errores por símbolo y tipo de regresión - Método Predictivo (Mensual)

	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD	Promedio
<i>Lineal</i>	13.57%	28.45%	24.24%	15.37%	20.85%	59.05%	44.76%	18.08%	36.25%	17.04%	19.03%	26.97%
<i>Huber</i>	13.59%	36.07%	30.49%	14.43%	21.89%	58.21%	44.62%	20.60%	39.59%	17.00%	18.93%	28.67%
<i>Bisquare</i>	13.60%	41.92%	35.45%	14.51%	22.09%	58.23%	44.63%	20.47%	41.64%	17.28%	18.94%	29.89%
<i>Hampel</i>	13.59%	34.28%	31.63%	15.20%	21.26%	58.98%	44.74%	18.11%	38.57%	17.06%	19.00%	28.40%

2.3 Modelo ARIMA

2.3.1 Marco Teórico

El modelo ARIMA, a diferencia de las regresiones clásicas, no busca trazar líneas, sino por el contrario, busca encontrar aquellos parámetros estacionales que permitan comprender la tendencia de los datos observados.

En esta sección se dará una pequeña introducción al método, la cual no pretende abarcar la extensa literatura que hay sobre el tema, sino que tiene como objetivo presentar las bases del experimento realizado.

2.3.1.1 Introducción a los análisis de series de tiempo.

Se dice que un modelo de serie temporal es lineal o no lineal dependiendo de si el valor actual de la serie es una función lineal o no lineal de observaciones pasadas.

En general, los modelos de datos de series temporales pueden tener muchas formas y representar diferentes procesos estocásticos. Hay dos modelos de series temporales lineales ampliamente utilizados en la literatura, a saber: Modelos autorregresivos (AR) y Promedio móvil (MA). Combinando estos dos, se llega a los modelos de media móvil autorregresiva (ARMA) y media móvil integrada autorregresiva (ARIMA).

Los modelos lineales han llamado mucho la atención debido a su relativa simplicidad en la comprensión e implementación. Sin embargo, muchas series de tiempo prácticas muestran patrones no lineales. Es por ello que los modelos no lineales son apropiados para predecir cambios de volatilidad en series de tiempo económicas y financieras. Teniendo en cuenta estos hechos, se han sugerido varios modelos no lineales en la literatura. Algunos de ellos son el famoso modelo de heterocedasticidad condicional autorregresiva (ARCH) y sus variaciones como ARCH generalizado (GARCH) ARCH generalizado exponencial (EGARCH) etc., el umbral autorregresivo (TAR), el modelo no lineal autorregresivo (NAR) , el modelo de media móvil no lineal (NMA) etc.

2.3.1.1.1 Los modelos de media móvil autorregresiva (ARMA)

Un modelo ARMA (p, q) es una combinación de modelos AR (p) y MA (q) y es adecuado para el modelado de series temporales univariadas. En un modelo AR (p), se

supone que el valor futuro de una variable es una combinación lineal de p observaciones anteriores y un error aleatorio junto con un término constante. Matemáticamente, el modelo AR (p) se puede expresar como:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t]$$

Donde y_t y ε_t son respectivamente el valor real y el error aleatorio en el período de tiempo t , $\phi_i (i = 1, 2, \dots, p)$ son parámetros del modelo y c es una constante. La constante entera p se conoce como el orden del modelo. Por lo general, para estimar los parámetros de un proceso AR utilizando la serie temporal dada, se utilizan las ecuaciones de YuleWalker ⁶

Así como un modelo AR(p) retrocede frente a valores pasados de la serie, un modelo MA(q) usa errores pasados como variables explicativas. El modelo MA (q) viene dado por:

$$y_t = \mu + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t = \mu + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_p \varepsilon_{t-p} + \varepsilon_t]$$

En donde μ es la media de la serie, $\theta_j (j=1, 2, \dots, q)$ son los parámetros del modelo y q es el orden del modelo. Se supone que los errores aleatorios son un proceso de ruido blanco, es decir, una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas con media cero y una varianza constante. Generalmente, se supone que los errores aleatorios siguen la distribución normal típica. Así, conceptualmente, un modelo de promedio móvil es una regresión lineal de la observación actual de la serie temporal contra los errores aleatorios de una o más observaciones anteriores. Ajustar un modelo MA a una serie temporal es más complicado que ajustar un modelo AR porque en el primero los términos de error aleatorio no son previsible.

Los modelos autorregresivos (AR) y de promedio móvil (MA) se pueden combinar de manera efectiva para formar una clase general y útil de modelos de series de tiempo, conocidos como modelos ARMA. Matemáticamente, un modelo ARMA (p, q) se representa como:

⁶ Mas información en (Friedlander & Porat, 1984)

$$y_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

Por lo general, los modelos ARMA se manipulan utilizando la notación de operador de retraso u operador de “lag”. El operador de retraso o lag se define como $Ly_t = y_{t-1}$.

Los polinomios del operador de lag se utilizan para representar los modelos ARMA de la siguiente manera:

$$\text{Modelo AR}(p): \varepsilon_y = \phi(L)y_t$$

$$\text{Modelo MA}(q): y_t = \theta(L)\varepsilon_t$$

$$\text{Modelo ARMA}(p, q): \phi(L)y_t = \theta(L)\varepsilon_t$$

En donde

$$\phi(L) = 1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i$$

Y

$$\theta(L) = 1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j$$

Una propiedad importante del proceso AR(p) es la invertibilidad, es decir, un proceso AR(p) siempre se puede escribir en términos de un proceso MA(∞). Mientras que para que un proceso de MA(q) sea invertible, todas las raíces de la ecuación $\theta(L) = 0$ deben estar fuera del círculo unitario. Esta condición se conoce como la condición de invertibilidad para un proceso de MA.

2.3.1.2 Análisis de estacionariedad

Cuando un proceso AR (p) se representa como $\varepsilon_y = \phi(L)y_t$, entonces $\phi(L) =$ se conoce como la ecuación característica del proceso.

Un proceso MA (q) siempre es estacionario, independientemente de los valores de los parámetros MA. Las condiciones con respecto a la estacionariedad y la invertibilidad de los procesos AR y MA también son válidas para un proceso ARMA. Un proceso ARMA (p, q) es estacionario si todas las raíces de la ecuación característica $\phi(L) = 0$ se encuentran fuera del círculo unitario. Del mismo modo, si todas las raíces

de la ecuación de retraso $\theta(L) = 0$ se encuentran fuera del círculo unitario, entonces el proceso ARMA (p, q) es invertible y puede expresarse como un proceso AR puro.

2.3.1.3 Autocorrelación y Funciones de autocorrelaciones parciales (ACF y PACF)

Para determinar un modelo adecuado para una serie de datos dada, es necesario llevar a cabo el análisis “ACF” y “PACF”. Estas medidas estadísticas reflejan cómo las observaciones en una serie temporal están relacionadas entre sí. Para fines de modelado y pronóstico, a menudo es útil trazar el ACF y el PACF en función de los retrasos de tiempo consecutivos. Estas gráficas ayudan a determinar el orden de los términos AR y MA

Para una serie temporal $\{x(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ la Autocovarianza en el “lag” k se define como:

$$\gamma_k = Cov(x_t, x_{t+k}) = E[(x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu)]$$

El Coeficiente de autocorrelación en el lag “k” se define como:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

Donde μ es la media de la serie de datos y la auto covarianza en el lag 0, γ_0 , es la varianza de la serie de datos.

A partir de la definición, está claro que el coeficiente de autocorrelación ρ_k no tiene dimensiones y, por lo tanto, es independiente de la escala de medición. Además, claramente $-1 \leq \rho_k \leq 1$. Box y Jenkins(1970) denominaron a γ_k como la función teórica de auto covarianza (ACVF) y a ρ_k como la función teórica de autocorrelación (ACF).

Normalmente, el proceso estocástico que rige una serie temporal es desconocido y, por lo tanto, no es posible determinar los valores reales o teóricos de ACF. Más bien, estos valores deben estimarse a partir de los datos de entrenamiento, es decir, las series de tiempo conocidas disponibles. Los valores estimados de ACF de los datos de entrenamiento se denominan respectivamente como ACF muestral. Como se indica a continuación, la estimación muestral más apropiada para el ACVF para el lag k es:

$$c_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu)$$

Por otro lado, la estimación del ACF muestral con lag k esta dado por:

$$r_k = \frac{c_k}{c_0}$$

Donde $\{x(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ es la serie de entrenamiento de tamaño n con media μ .

2.3.1.4 Modelos de media móvil integrada autorregresiva (ARIMA)

Los modelos ARMA, descritos anteriormente, solo se pueden usar para datos de series temporales estacionarias. Sin embargo, en la práctica, muchas series temporales, como las relacionadas con los aspectos socioeconómicos y los negocios, muestran un comportamiento no estacionario. Las series temporales, que contienen tendencias y patrones estacionales, también son de naturaleza no estacionaria, por lo tanto, desde el punto de vista de la aplicación, los modelos ARMA son inadecuados para describir adecuadamente series de tiempo no estacionarias, que se encuentran con frecuencia en la práctica. Por esta razón, se propone el modelo ARIMA, que es una generalización de un modelo ARMA para incluir también el caso de no estacionariedad. En los modelos ARIMA, una serie temporal no estacionaria se hace estacionaria mediante la aplicación de diferenciación finita de los puntos de datos. La formulación matemática del modelo ARIMA (p, d, q) utilizando polinomios de retraso o de “lag” se da a continuación:

$$\phi(L)(1-L)^d y_t = \theta(L)\varepsilon_t$$

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i\right) (1-L)^d y_t = \left(1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j\right) \varepsilon_t$$

- En donde, p , d y q son enteros mayores o iguales a cero y se refieren al orden de las partes del modelo autorregresivo, integrado y promedio móvil, respectivamente.
- El número entero d controla el nivel de diferenciación. Generalmente $d = 1$ es suficiente en la mayoría de los casos. Cuando $d = 0$, entonces se reduce a un modelo ARMA (p, q) .
- Un ARIMA $(p, 0, 0)$ no es más que el modelo AR (p) y ARIMA $(0, 0, q)$ es el modelo MA (q) .

- ARIMA (0,1,0), es decir, $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$ es especial y se conoce como el modelo Random Walk. Es ampliamente utilizado para datos no estacionarios, como series económicas y de precios de acciones.

2.3.2. Metodología de trabajo:

Cada serie de tiempo de stock se descompondrá para su posterior análisis. A partir de dicha descomposición, se puede observar si la serie presenta estacionalidades con el fin de evaluar los valores p, d y q a utilizar.

Los valores a utilizar que minimizan el error para el método son $p=1$ $d=1$ $q=0$, lo cual se conoce como modelo autorregresivo de primer orden diferenciado. En otras palabras, se parte de un modelo de caminata aleatorio “Random Walk” autocorrelacionado, al que se le agregan un retraso de la variable dependiente a la ecuación de predicción, es decir, haciendo retroceder la primera diferencia de Y en sí mismo retrasado por un período. Esto produciría la siguiente ecuación de predicción:

$$\hat{y}_t = y_{t-1} = \mu + \phi_1(Y_{t-1} - Y_{t-2})$$

Que pueden ser reordenado como:

$$\hat{y}_t = y_{t-1} + \mu + \phi_1(Y_{t-1} - Y_{t-2})$$

Lo cual da como resultado un modelo autoregresivo de primer orden no estacional diferenciado en un término constante.

Cabe destacar que la elección de la parametrización del modelo se realizó a partir de la observación de las tendencias en las series de tiempo las cuales fueron presentadas en la sección 1.4, en donde se observa cierta estacionalidad. A partir de ese punto, se realizó una optimización por minimización del error de manera iterativa para los valores de p, q, y d.

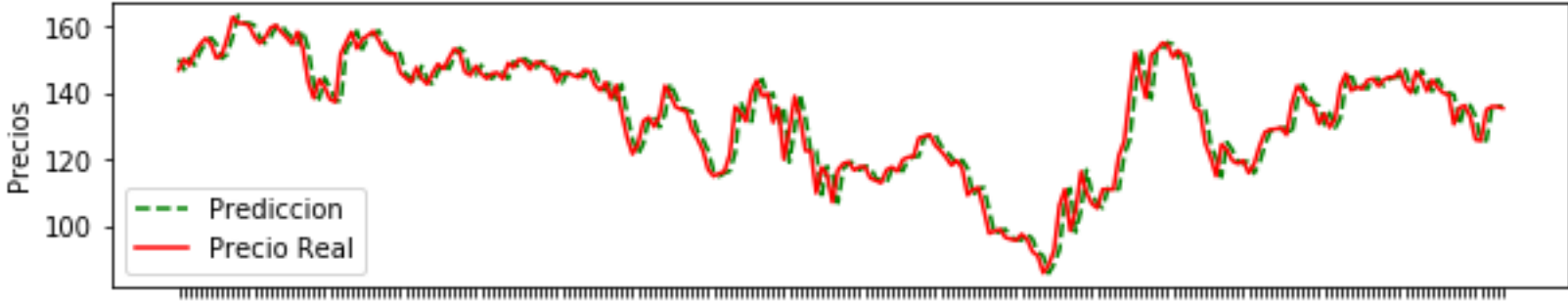
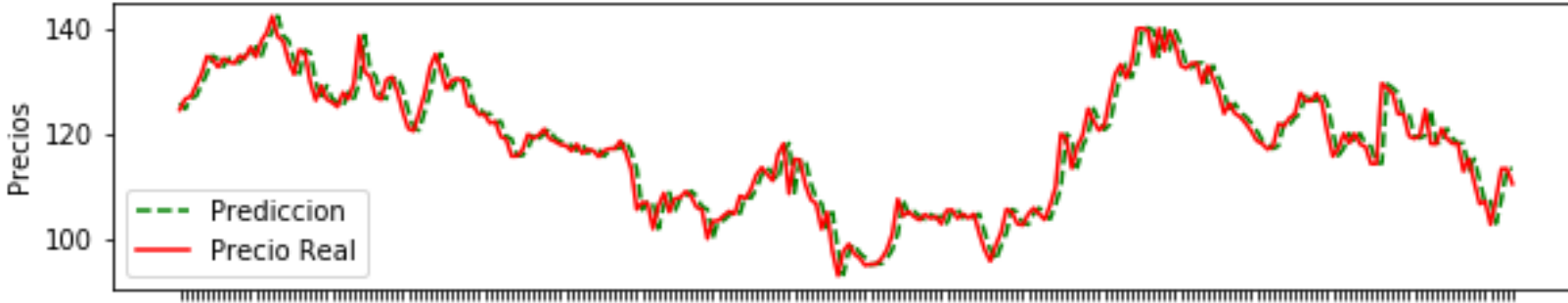
2.3.3 Análisis de los resultados.

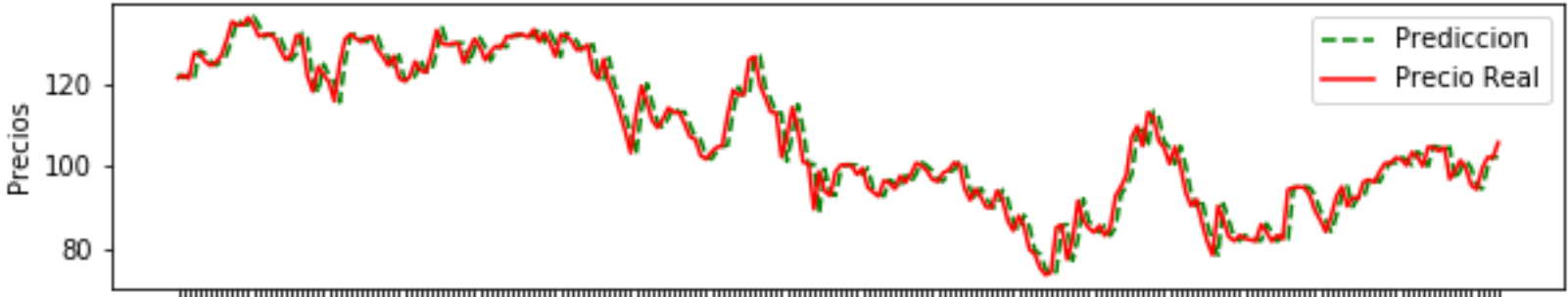
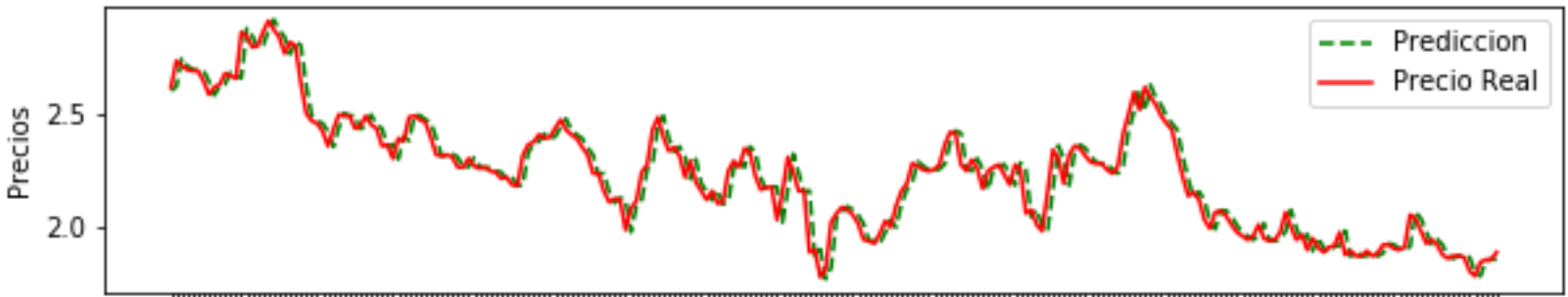
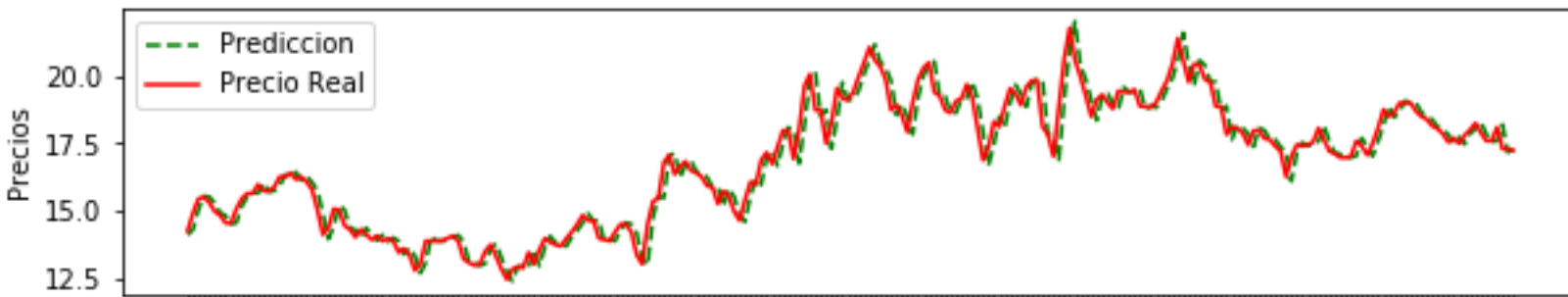
De acuerdo a las regresiones efectuadas, el desempeño promedio del algoritmo fue de 8.57% si se toman en cuenta los 3 tipos de frecuencia.

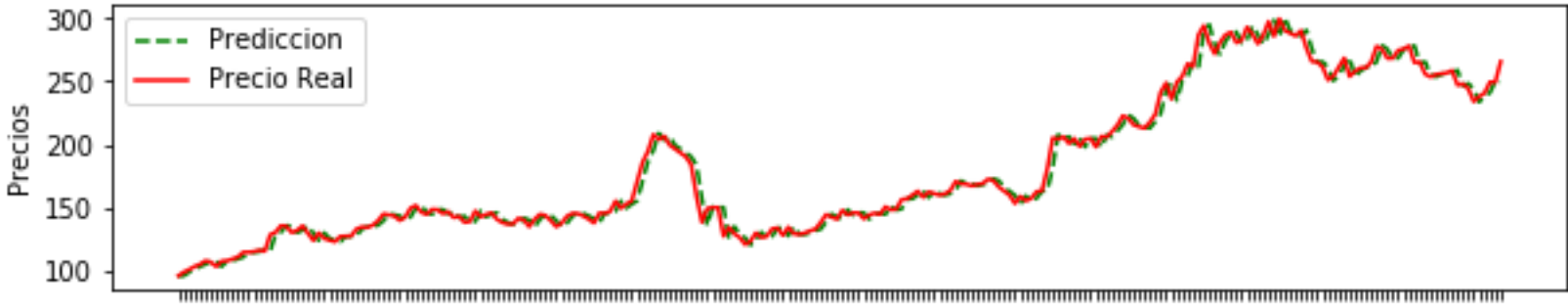
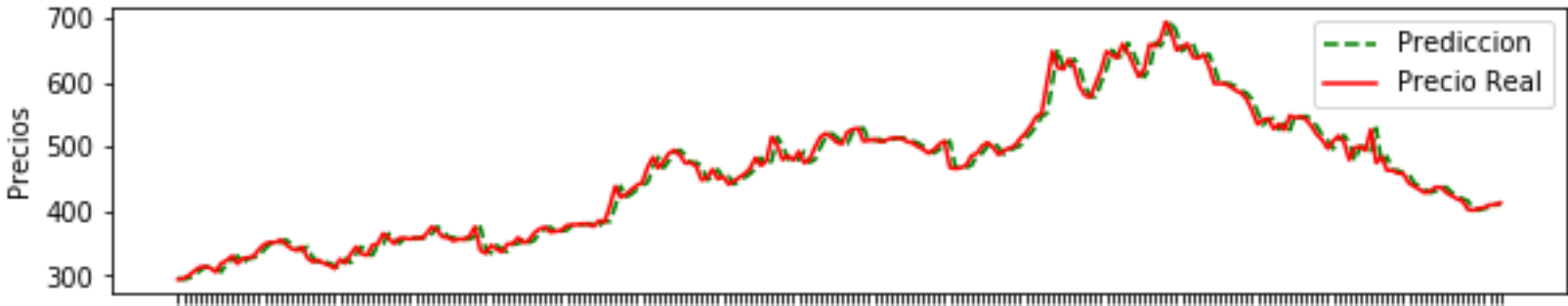
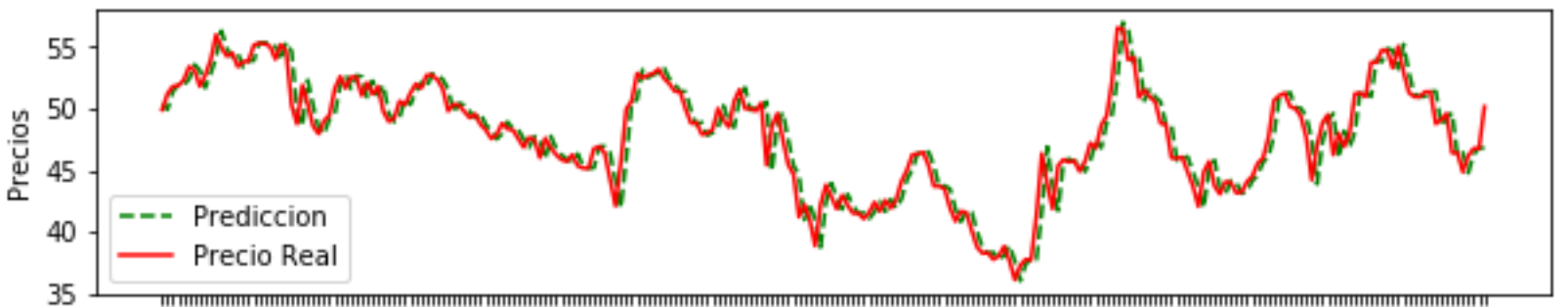
Este resultado resulta superior a los métodos lineales que demostraron una eficiencia de más del 28%.

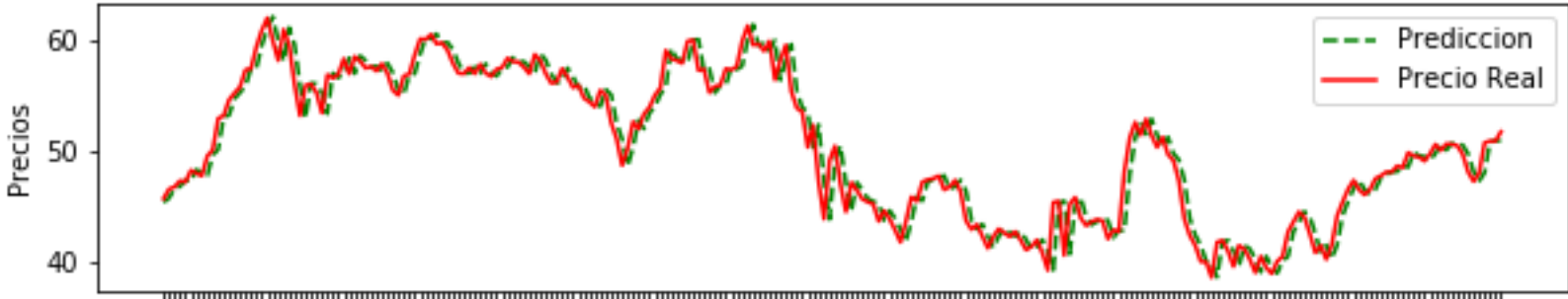
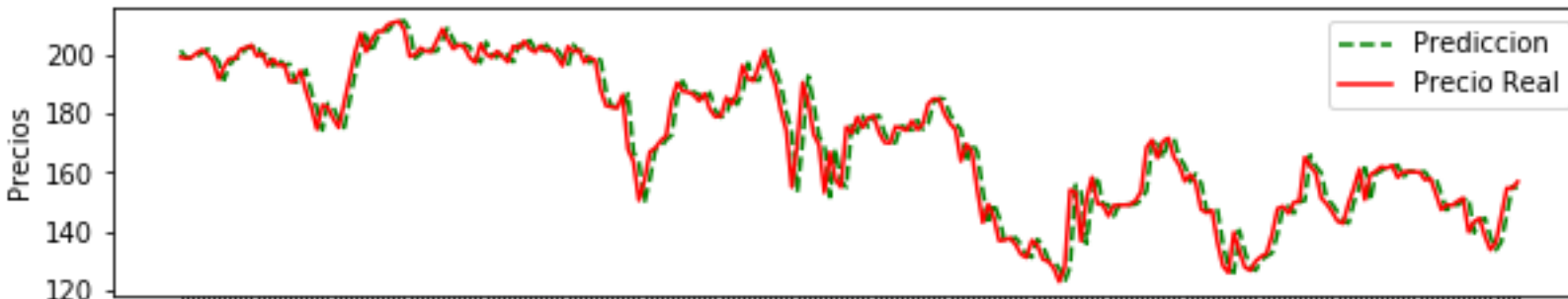
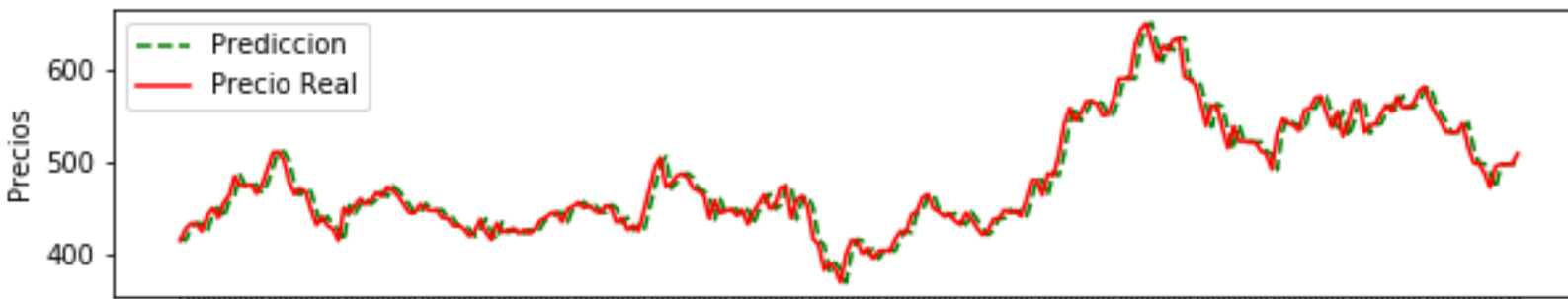
Tabla Resumen – ARIMA				
	Diario	Semanal	Mensual	Promedio
Error	8.46%	8.35%	8.90%	8.57%

A continuación, pueden verse los gráficos y tablas de las estimaciones:

ARIMA - Diario		
Simbol o	Serie de datos	Error
FRAN	<p>Prediccion FRAN.BA</p> 	7.40%
TECO 2	<p>Prediccion TECO2.BA</p> 	5.73%

GGAL	<p style="text-align: center;">Prediccion GGAL.BA</p> 	9.10%
COME	<p style="text-align: center;">Prediccion COME.BA</p> 	6.47%
ALUA	<p style="text-align: center;">Prediccion ALUA.BA</p> 	7.81%

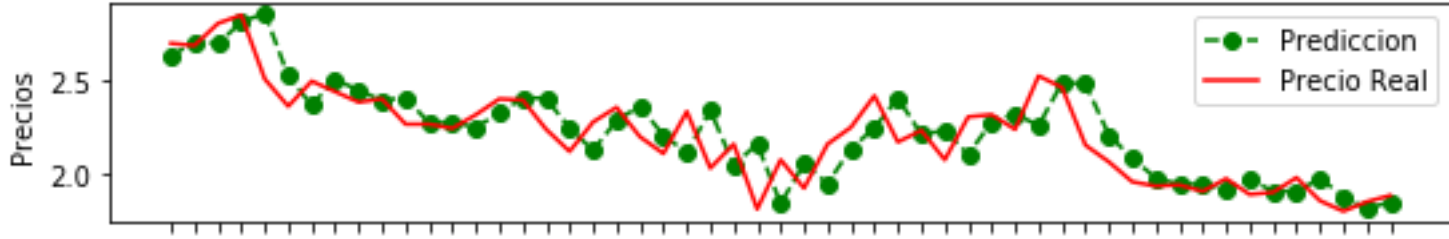
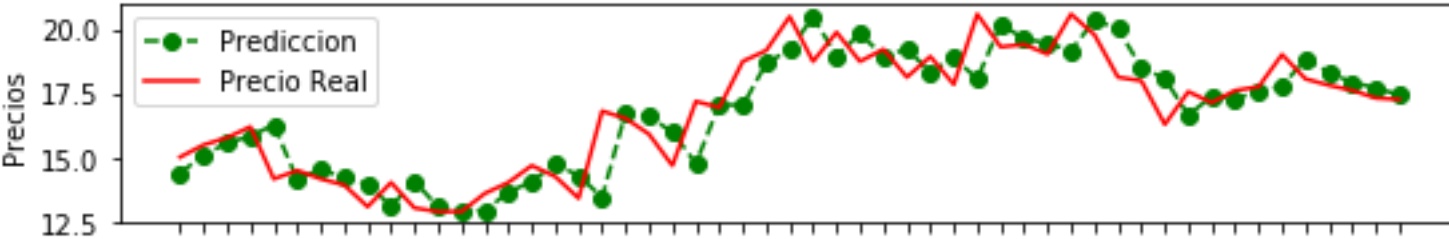
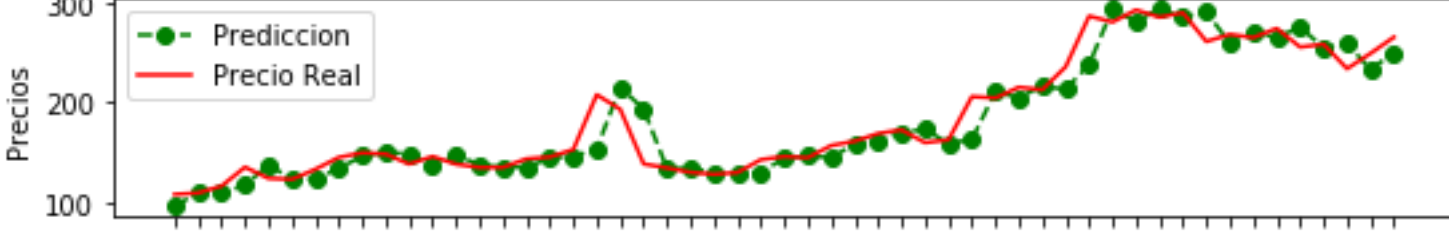
APBR	<p style="text-align: center;">Prediccion APBR.BA</p> 	16.74 %
TS	<p style="text-align: center;">Prediccion TS.BA</p> 	12.32 %
PAMP	<p style="text-align: center;">Prediccion PAMP.BA</p> 	5.32%

EDN	<p style="text-align: center;">Prediccion EDN.BA</p> 	7.46%
BMA	<p style="text-align: center;">Prediccion BMA.BA</p> 	8.11%
YPFD	<p style="text-align: center;">Prediccion YPFD.BA</p> 	6.57%

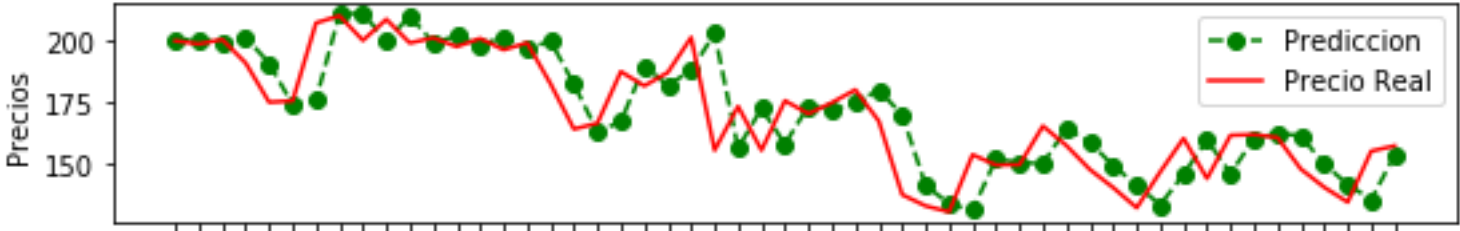
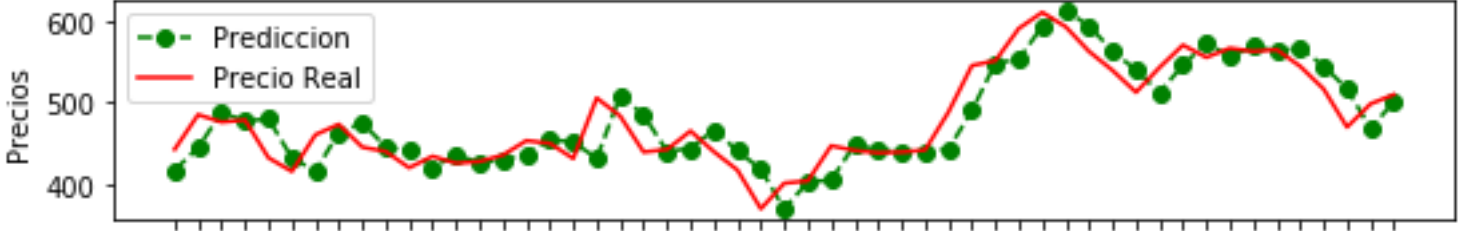
Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

	Error Promedio: 8.46%
--	-----------------------

ARIMA - Semanal		
Simbolo	Serie de datos	Error
FRAN	<p>Prediccion FRAN.BA</p>	7.14%
TECO2	<p>Prediccion TECO2.BA</p>	5.71%
GGAL	<p>Prediccion GGAL.BA</p>	8.65%

COME	<p style="text-align: center;">Prediccion COME.BA</p> 	6.33%
ALUA	<p style="text-align: center;">Prediccion ALUA.BA</p> 	7.86%
APBR	<p style="text-align: center;">Prediccion APBR.BA</p> 	16.92%

<p>TS</p>	<p style="text-align: center;">Prediccion TS.BA</p>	<p>12.09%</p>
<p>PAMP</p>	<p style="text-align: center;">Prediccion PAMP.BA</p>	<p>5.25%</p>
<p>EDN</p>	<p style="text-align: center;">Prediccion EDN.BA</p>	<p>7.31%</p>

BMA	<p style="text-align: center;">Prediccion BMA.BA</p> 	7.97%
YPFD	<p style="text-align: center;">Prediccion YPFD.BA</p> 	6.64%
Error Promedio:		8.35%

ARIMA - Mensual		
Simbol o	Serie de datos	Error
FRAN	<p>Prediccion FRAN.BA</p> <p>Precios</p> <p>● Prediccion — Precio Real</p>	6.84%
TECO2	<p>Prediccion TECO2.BA</p> <p>Precios</p> <p>● Prediccion — Precio Real</p>	5.45%

GGAL	<p style="text-align: center;">Prediccion GGAL.BA</p>	9.03%
COME	<p style="text-align: center;">Prediccion COME.BA</p>	11.86 %
ALUA	<p style="text-align: center;">Prediccion ALUA.BA</p>	9.19%

<p>APBR</p>	<p style="text-align: center;">Prediccion APBR.BA</p>	<p>17.26 %</p>
<p>TS</p>	<p style="text-align: center;">Prediccion TS.BA</p>	<p>13.34 %</p>
<p>PAMP</p>	<p style="text-align: center;">Prediccion PAMP.BA</p>	<p>4.20%</p>

EDN	<p style="text-align: center;">Prediccion EDN.BA</p>	6.68%
BMA	<p style="text-align: center;">Prediccion BMA.BA</p>	6.23%
YPFD	<p style="text-align: center;">Prediccion YPFD.BA</p>	7.83%

	Error Promedio: 8.90%
--	-----------------------

2.4 Modelo LSTM

La presente sección trata sobre uno de los tópicos más complejos de la Ciencia de Datos aplicada a la Econometría. La descripción de la arquitectura de la solución excede por mucho a las técnicas clásicas de estimación Econométrica, por lo cual, se tratará de dar una introducción superficial al tema, sin intentar describir el proceso total, ya que, de hacerlo, la extensión de la presente sección sería superior a la del resto del trabajo completo; y siendo esta sección auxiliar al desarrollo del objetivo de tesis, no amerita más que realizar una leve introducción a la temática. Lectores interesados pueden consultar (Gers, Schmidhuber, & Cummins, 1999), (Jiang, Xu, & Liang, 2017) o (Malandri, Xing, Orsenigo, Vercellis, & Cambria, 2018) para mayor grado de detalle.

2.4.1 Marco Teórico

2.4.1.1 Introducción a la regresión por redes neuronales.

La regresión por redes neuronales es de los tópicos más avanzados en ciencias de datos. A diferencia de las metodologías clásicas de regresión en donde lo que se busca es una fórmula, los métodos de redes neuronales están solamente orientados a los resultados, no habiendo una forma simple de representar el proceso.

A modo introductorio, puede decirse que la idea que subyace detrás de las redes es el uso de varias funciones simples que se encadenan entre sí para arribar al mejor resultado.

Esta sección tratará de explicar el uso de la técnica de modo introductorio, de manera que se entienda como se realizaron las simulaciones para la predicción de stock. De ninguna manera se tratará de explicar el fundamento de matemático de la técnica, sino los resultados empíricos que proporciona si se parametriza correctamente.

Cabe destacar que, a diferencia de las técnicas anteriores, estas requieren una computación superior, de manera que no pueden replicarse los resultados sin una computadora de alto procesamiento de datos. Para el escenario de 11 stocks, se realizan millones de cálculos para los cuales una computadora promedio puede tardar más de 5 horas en procesar.

No obstante, el modelado matemático básico detrás de la técnica no es necesariamente computacional, ya que se basa en varias fórmulas matemáticas encadenadas en secuencia.

2.4.1.2 Definición de red neuronal⁷

En esta sección se trata de manera introductoria el concepto artificial de “red neuronal”.

Las redes neuronales son un conjunto de técnicas modeladas libremente a partir del cerebro humano, que están diseñados para reconocer patrones. Interpretan las entradas del modelo ingresadas etiquetando o agrupando datos sin procesar. Los patrones que reconocen son numéricos, contenidos en vectores, a los que se deben traducir todos los datos del mundo real, ya sean imágenes, sonido, texto o series de tiempo como en el caso del presente trabajo.

Las redes neuronales resultan útiles para agrupar y clasificar. Se puede pensar en ellos como una capa de agrupamiento y clasificación sobre los datos que almacena y administra. Sirven por ejemplo para agrupar los datos sin etiquetar de acuerdo con las similitudes entre las entradas, y clasifican los datos cuando tienen un conjunto de datos etiquetados para entrenar. (Las redes neuronales también pueden extraer características que se alimentan a otros algoritmos para la agrupación y clasificación; por lo tanto, se puede pensar en redes neuronales profundas como componentes de aplicaciones de aprendizaje automático más grandes que involucran algoritmos para aprendizaje de refuerzo, clasificación y regresión).

La idea que subyace al modelo es la de tener varios “nodos”, “células” o “neuronas” que ejecutan solo una función, por ejemplo, se puede tener un grupo de 3 células que reciban un valor real y tengan como salida las siguientes funciones: $\text{sen}(x)$, $\text{cos}(x)$, $\text{tan}(x)$, las cuales se usan en etapas posteriores.

2.4.1.3 Elementos de red neuronal – Redes Neuronales en capas

Las capas están hechas de nodos. Como se mencionó anteriormente, un nodo es solo un lugar donde ocurre un cálculo, modelada libremente esta se dispara cuando encuentra estímulos suficientes. Un nodo combina la entrada de los datos con un conjunto de coeficientes, o pesos, que amplifican o amortiguan esa entrada, asignando así importancia a las entradas con respecto a la tarea que el algoritmo está tratando de aprender; Estos productos de peso de entrada se suman y luego la suma se pasa a través de la llamada función de activación de un nodo, para determinar si esa señal debería

⁷ Esta sección introductoria junto con las imágenes y esquemas esta basada en “A Beginner's Guide to Neural Networks and Deep Learning. (n.d.)” Disponible en <https://skymind.ai/wiki/neural-network>

progresar aún más a través de la red y, en qué medida, afectar el resultado final, digamos, un acto de clasificación. Si las señales pasan, la neurona se ha "activado".

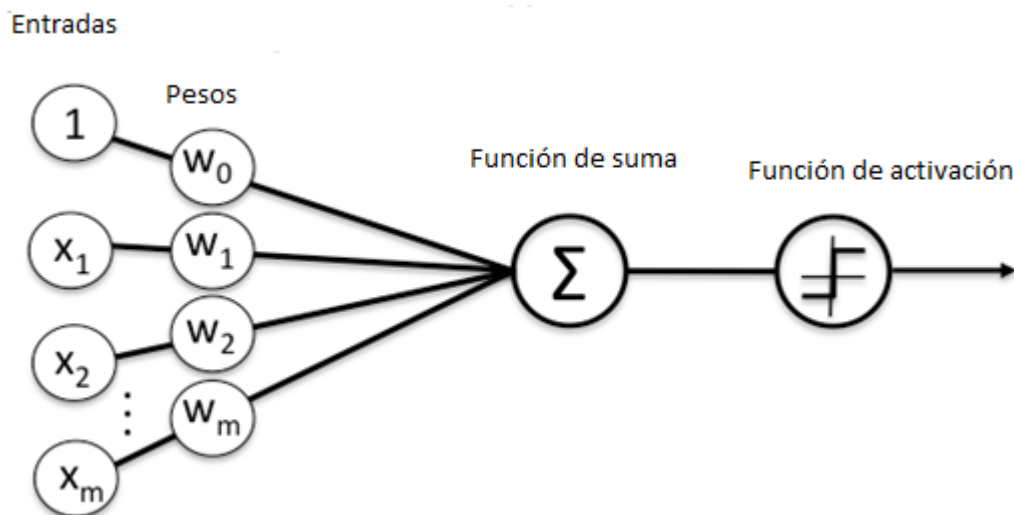


Figure 1: Adaptado de *A Beginner's Guide to Neural Networks and Deep Learning*. (n.d.). disponible en <https://skymind.ai/wiki/neural-network>

Por lo tanto, una capa de nodos es una fila de esos nodos similares a neuronas que se activan o desactivan cuando la entrada se alimenta a través de la red. La salida de cada capa es simultáneamente la entrada de la capa posterior, comenzando desde una capa de entrada inicial que recibe sus datos.

Aquí hay un diagrama de cómo se vería un nodo.

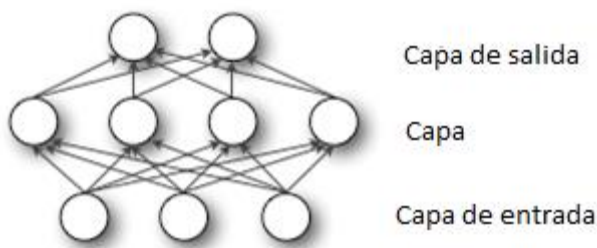


Figure 2: Adaptado de *A Beginner's Guide to Neural Networks and Deep Learning*. (n.d.). disponible en <https://skymind.ai/wiki/neural-network>

Emparejando los pesos ajustables del modelo con las características de entrada es cómo asignamos importancia a esas características con respecto a cómo la red neuronal clasifica y agrupa la entrada.

2.4.1.4. Modelos LSTM

Las redes neuronales recurrentes (RNN), las cuales están formadas por capas de nodos simples, se han adoptado ampliamente en áreas de investigación relacionadas con

datos secuenciales, como texto, audio y video. Sin embargo, los RNN que consisten en celdas comunes, no pueden aprender la información relevante de los datos de entrada cuando la brecha de entrada es grande como en el caso de análisis de evolución de precio de acciones para periodos extensos con frecuencia diaria. Este problema se soluciona al introducir “funciones de puerta” en las estructuras de la celda, lo cual produce la llamada memoria a largo plazo (LSTM), la cual tiene la habilidad de manejar bien el problema de las dependencias a largo plazo.

2.4.1.4.1. Introducción

Teniendo en cuenta las diferentes características de los datos de entrada, existen varios tipos de arquitecturas para lo que es llamado “aprendizaje profundo”, en esta sección se mencionarán solo las utilizadas para resolver el problema de estimación de las variables del mercado de capitales argentinos.

En primer lugar, es necesario subrayar que como se mencionó anteriormente,, las redes antes mencionadas no pueden manejar la información temporal de los datos de entrada. Por lo tanto, en las áreas de investigación que contienen datos secuenciales, como texto, audio y video, los RNN son dominantes.

La característica típica de la arquitectura RNN es una conexión cíclica, que permite que el RNN posea la capacidad de actualizar el estado actual basado en estados pasados y datos de entrada actuales.

En otras palabras, cada nodo del problema ahora no solo resuelve formulaciones básicas, sino que también, guarda estados que le permiten devolver la información de manera oportuna.

Estas redes, como las RNN completas y las RNN selectivas, que consisten en células recurrentes estándar, han tenido un éxito increíble en algunos problemas. Desafortunadamente, cuando la brecha entre los datos de entrada relevantes es grande, los RNN anteriores no pueden conectar la información relevante. Para manejar las "dependencias a largo plazo", Hochreiter y Schmidhuber(1997) propusieron la memoria a largo plazo (LSTM).

LSTM ha logrado casi todos los resultados basados en RNN y, por lo tanto, se ha convertido en el foco del aprendizaje profundo. Debido a su poderosa capacidad de aprendizaje, los LSTM funcionan mejor que otras técnicas y se han utilizado ampliamente en varios tipos de tareas, incluido el reconocimiento de voz, modelado

acústico, predicción de trayectoria, predicción de oraciones y análisis de correlación. En esta trabajo en particular, se explorará el uso del método LSTM para la predicción del precio de acciones.

2.4.1.4.2 Celdas LSTM y sus variantes

En los RNN, las capas recurrentes o las capas ocultas consisten en celdas recurrentes cuyos estados se ven afectados tanto por estados pasados como por entradas actuales con conexiones de retroalimentación. Las capas recurrentes se pueden organizar en varias arquitecturas para formar diferentes RNN. Por lo tanto, los RNN se distinguen principalmente por la celda recurrente y la arquitectura de red. Las diferentes células y conexiones internas permiten a los RNN poseer diferentes capacidades.

2.4.1.4.2.1 Celda recurrente estándar

Por lo general, los RNN son redes que consisten en celdas recurrentes estándar como las celdas sigma y las celdas tanh (tangente hiperbólica). La figura 3 muestra un esquema de la celda sigma recurrente estándar. Las expresiones matemáticas de la celda sigma recurrente estándar se escriben de la siguiente manera:

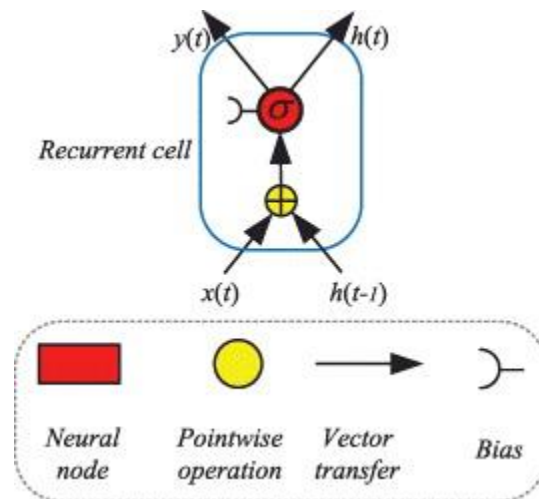


Figure 3

$$\begin{aligned} h_t &= \sigma(W_h h_{t-1} + W_x x_t + b), \\ y_t &= h_t, \end{aligned}$$

donde x_t , h_t e y_t denotan la entrada, la información recurrente y la salida de la celda en el tiempo t , respectivamente; W_h y W_x son los pesos; b es el sesgo. Las células recurrentes estándar han tenido cierto éxito en algunos problemas. Sin embargo, las

redes recurrentes que consisten en celdas recurrentes estándar no son capaces de manejar dependencias a largo plazo: a medida que crece la brecha entre las entradas relacionadas, es difícil aprender la información de conexión. Hochreiter(1997) y Bengio, Simard y Frasconi(1996) analizaron razones fundamentales para el problema de las dependencias a largo plazo: las señales de error que fluyen hacia atrás en el tiempo tienden a explotar o desaparecer.

2.4.1.4.2.2 LSTM - original

Para tratar el problema de las "dependencias a largo plazo", Hochreiter y Schmidhuber(1997) propusieron la célula LSTM. Mejoraron la capacidad de recordar de la celda recurrente estándar al introducir una "puerta" en la celda. Desde este trabajo pionero, muchos investigadores han modificado y popularizado los LSTM. Las variaciones incluyen LSTM sin una "puerta de olvido", LSTM con una "puerta de olvido".

Cabe destacar que las llamadas por la literatura "puertas de olvido" son simplemente funciones matemáticas que permiten "limpiar" al vector de soluciones, lo cual es básicamente igualar todos sus componentes a cero en la representación más básica del modelo.

2.4.1.4.2.3 LSTM sin una puerta de olvido

La arquitectura de LSTM con solo puertas de entrada y salida se muestra en la Figura 4

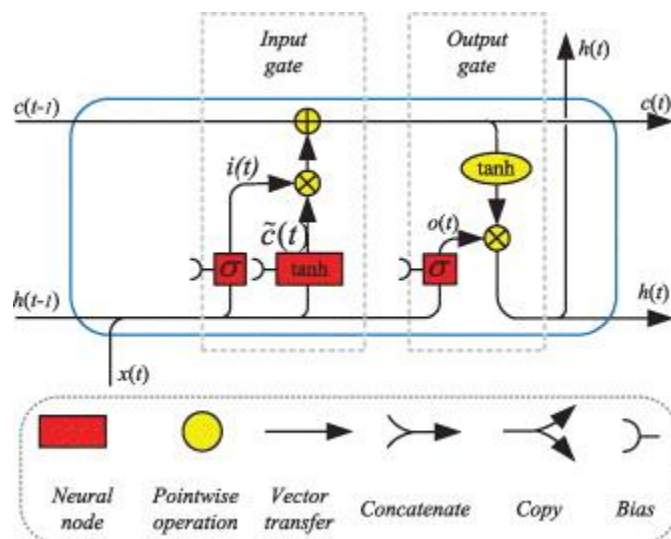


Figure 4

$$\begin{aligned}
i_t &= \sigma(W_{ih}h_{t-1} + W_{ix}x_t + b_i), \\
\tilde{c}_t &= \tanh(W_{\tilde{c}h}h_{t-1} + W_{\tilde{c}x}x_t + b_{\tilde{c}}), \\
c_t &= c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t, \\
o_t &= \sigma(W_{oh}h_{t-1} + W_{ox}x_t + b_o), \\
h_t &= o_t \cdot \tanh(c_t),
\end{aligned}$$

donde c_t denota el estado celular de LSTM. W_i , $W_{\tilde{c}}$ y W_o son los pesos, y el operador \cdot denota la multiplicación de dos vectores. Al actualizar el estado de la celda, la puerta de entrada puede decidir qué información nueva se puede almacenar en el estado de la celda, y la puerta de salida decide qué información se puede generar en función del estado de la celda.

2.4.1.4.2.4 LSTM con una puerta de olvido

Gers, Schmidhuber y Cummins(2000) modificaron el LSTM original en 2000 al introducir una puerta de olvido en la celda. Para obtener las expresiones matemáticas de esta celda LSTM modificada, la Figura 5 presenta sus conexiones internas.

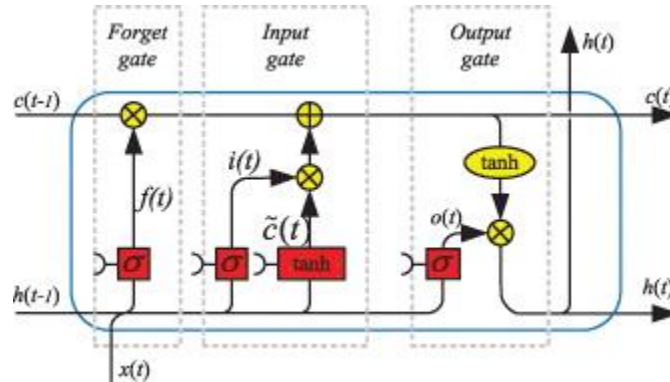


Figure 5

Según las conexiones que se muestran en la Figura 3, la celda LSTM se puede expresar matemáticamente de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
f_t &= \sigma(W_{fh}h_{t-1} + W_{fx}x_t + b_f), \\
i_t &= \sigma(W_{ih}h_{t-1} + W_{ix}x_t + b_i), \\
\tilde{c}_t &= \tanh(W_{\tilde{c}h}h_{t-1} + W_{\tilde{c}x}x_t + b_{\tilde{c}}), \\
c_t &= f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t, \\
o_t &= \sigma(W_{oh}h_{t-1} + W_{ox}x_t + b_o), \\
h_t &= o_t \cdot \tanh(c_t).
\end{aligned}$$

La puerta de olvido puede decidir qué información se eliminará del estado de la celda. Cuando el valor de la puerta de olvidar, f_t , es 1, mantiene esta información; mientras tanto, un valor de 0 significa que elimina toda la información. Jozefowicz,

Zaremba y Sutskever (2015) descubrieron que, al aumentar el sesgo de la puerta de olvido, b_f , el rendimiento de la red LSTM generalmente mejoraba. Además, Schmidhuber, Wierstra, Gagliolo y Gómez(2007) propusieron que LSTM a veces estaba mejor entrenado por algoritmos evolutivos combinados con otras técnicas en lugar de descender por gradiente puro.

2.4.2 Metodología

Para generar la regresión, se provee una arquitectura LSTM con una puerta de olvido, y 50 capas neuronales, lo cual significa que el método será capaz de “olvidar” aquellos movimientos de stock que sean considerados excepcionales, así como también, la de detectar componentes estacionales.

La función objetivo será la minimización del SMAPE. En otras palabras, solo los resultados del encadenamiento de funciones que minimice el error para cada punto de la serie de tiempo (2013-2017) puede pasar la siguiente capa. Este proceso se repetirá iterativamente hasta arrojar la función característica que luego se usará para predecir el movimiento de las acciones en el periodo 2018

2.4.3 Análisis de resultados

Según los datos arrojados por las múltiples regresiones, el error promedio del método es de 0.79%

TABLA RESUMEN – MÉTODO PREDICTIVO				
	Diario	Semanal	Mensual	Promedio
% DE ERROR	0.33%	0.66%	1.38%	0.79%

Lo cual lo convierte en el método con mayor poder predictivo en comparación con los métodos anteriores. Esto es esperable ya que el método realiza millones de cálculos, siendo este uno de los métodos más poderosos para predicción de precios de stock.

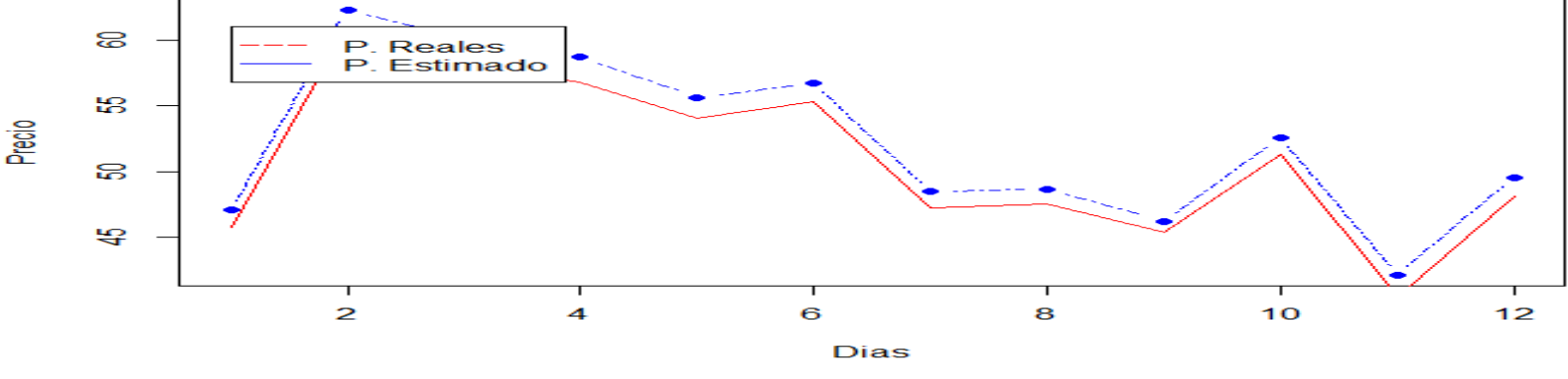
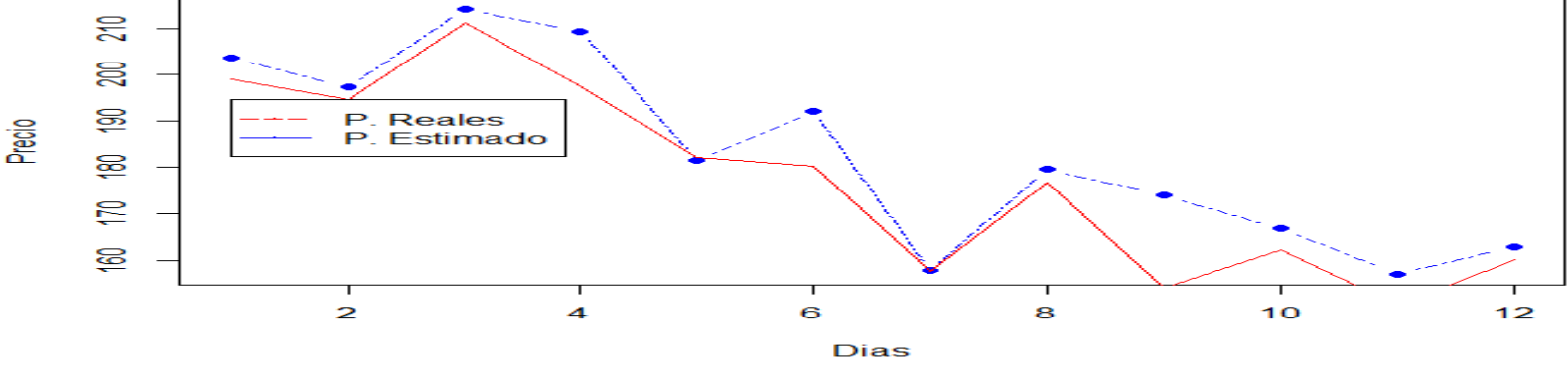
Es destacable que el método no necesita ningún tipo de ajuste especial como en los casos anteriores, más que la definición de una función objetivo (minimización del error medio absoluto), y la arquitectura de capas y nodos a utilizar.

LSTM - Mensual																																									
Símbolo	Serie de datos	Error																																							
FRAN	<p>Legend: P. Reales (red solid line), P. Estimado (blue dashed line)</p> <table border="1"> <caption>Data for FRAN</caption> <thead> <tr> <th>Dias</th> <th>P. Reales</th> <th>P. Estimado</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>1</td><td>145</td><td>145</td></tr> <tr><td>2</td><td>145</td><td>145</td></tr> <tr><td>3</td><td>145</td><td>145</td></tr> <tr><td>4</td><td>145</td><td>145</td></tr> <tr><td>5</td><td>145</td><td>145</td></tr> <tr><td>6</td><td>115</td><td>120</td></tr> <tr><td>7</td><td>115</td><td>115</td></tr> <tr><td>8</td><td>120</td><td>120</td></tr> <tr><td>9</td><td>110</td><td>110</td></tr> <tr><td>10</td><td>155</td><td>155</td></tr> <tr><td>11</td><td>130</td><td>130</td></tr> <tr><td>12</td><td>145</td><td>145</td></tr> </tbody> </table>	Dias	P. Reales	P. Estimado	1	145	145	2	145	145	3	145	145	4	145	145	5	145	145	6	115	120	7	115	115	8	120	120	9	110	110	10	155	155	11	130	130	12	145	145	1.73%
Dias	P. Reales	P. Estimado																																							
1	145	145																																							
2	145	145																																							
3	145	145																																							
4	145	145																																							
5	145	145																																							
6	115	120																																							
7	115	115																																							
8	120	120																																							
9	110	110																																							
10	155	155																																							
11	130	130																																							
12	145	145																																							
TECO2	<p>Legend: P. Reales (red solid line), P. Estimado (blue dashed line)</p> <table border="1"> <caption>Data for TECO2</caption> <thead> <tr> <th>Dias</th> <th>P. Reales</th> <th>P. Estimado</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>1</td><td>120</td><td>120</td></tr> <tr><td>2</td><td>130</td><td>130</td></tr> <tr><td>3</td><td>125</td><td>125</td></tr> <tr><td>4</td><td>120</td><td>120</td></tr> <tr><td>5</td><td>118</td><td>118</td></tr> <tr><td>6</td><td>105</td><td>105</td></tr> <tr><td>7</td><td>100</td><td>100</td></tr> <tr><td>8</td><td>105</td><td>105</td></tr> <tr><td>9</td><td>120</td><td>120</td></tr> <tr><td>10</td><td>135</td><td>135</td></tr> <tr><td>11</td><td>125</td><td>125</td></tr> <tr><td>12</td><td>125</td><td>125</td></tr> </tbody> </table>	Dias	P. Reales	P. Estimado	1	120	120	2	130	130	3	125	125	4	120	120	5	118	118	6	105	105	7	100	100	8	105	105	9	120	120	10	135	135	11	125	125	12	125	125	1.60%
Dias	P. Reales	P. Estimado																																							
1	120	120																																							
2	130	130																																							
3	125	125																																							
4	120	120																																							
5	118	118																																							
6	105	105																																							
7	100	100																																							
8	105	105																																							
9	120	120																																							
10	135	135																																							
11	125	125																																							
12	125	125																																							

GGAL	<p>Precio</p> <p>Dias</p> <p>P. Reales P. Estimado</p>	1.11%
COME	<p>Precio</p> <p>Dias</p> <p>P. Reales P. Estimado</p>	0.72%

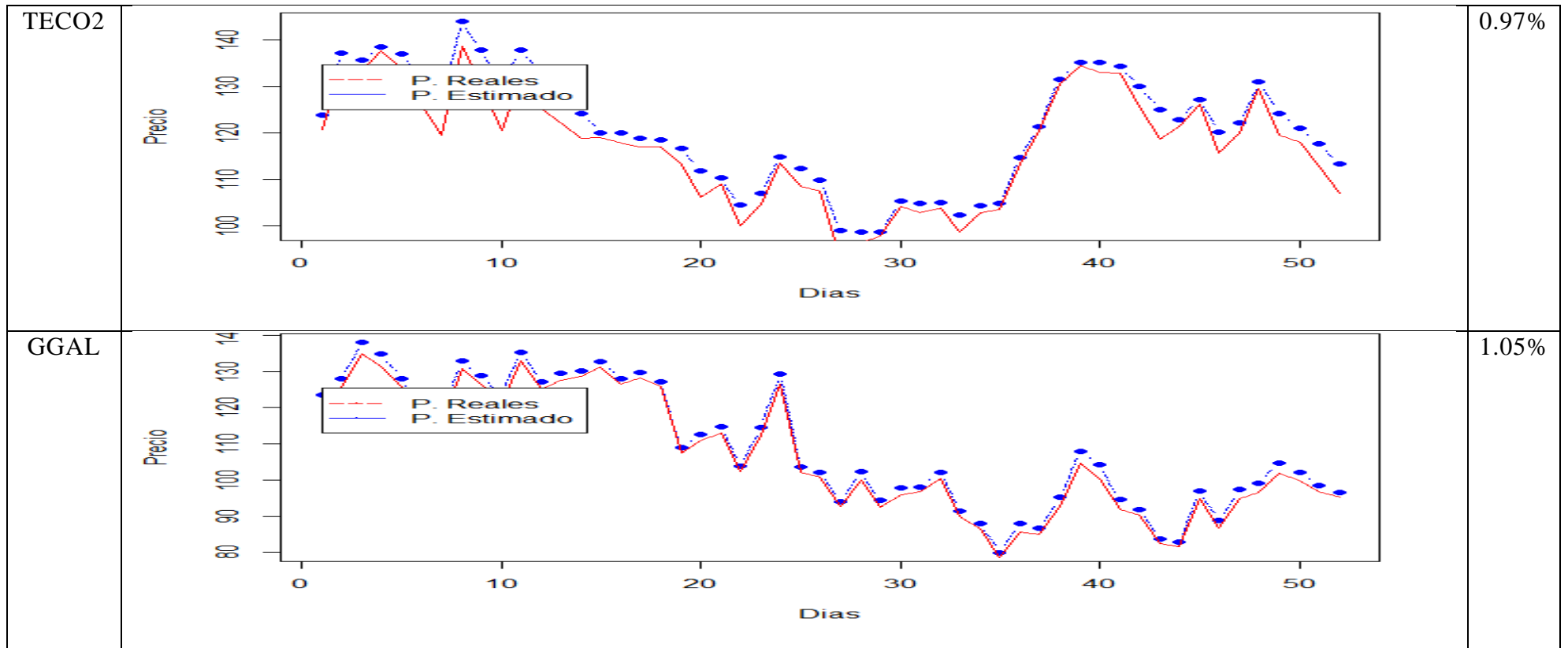
ALUA	<p>Line graph for ALUA comparing real prices (P. Reales) and estimated prices (P. Estimado) over 12 days. The y-axis is labeled 'Precio' and ranges from 14 to 22. The x-axis is labeled 'Dias' and ranges from 0 to 12. Both lines show a similar trend: starting at ~14.5, dipping to ~13.5 at day 4, rising to a peak of ~21.5 at day 9, and ending at ~18.5 at day 12.</p>	0.81%
APBR	<p>Line graph for APBR comparing real prices (P. Reales) and estimated prices (P. Estimado) over 12 days. The y-axis is labeled 'Precio' and ranges from 100 to 250. The x-axis is labeled 'Dias' and ranges from 0 to 12. Both lines show a similar trend: starting at ~95, rising to ~145 at day 4, dipping slightly, then rising to a peak of ~275 at day 11, and ending at ~255 at day 12.</p>	0.81%

<p>TS</p>	<p>Precio</p> <p>Dias</p> <p> P. Reales P. Estimado </p>	<p>0.93%</p>
<p>PAMP</p>	<p>Precio</p> <p>Dias</p> <p> P. Reales P. Estimado </p>	<p>1.23%</p>

EDN		3.52%
BMA		1.94%

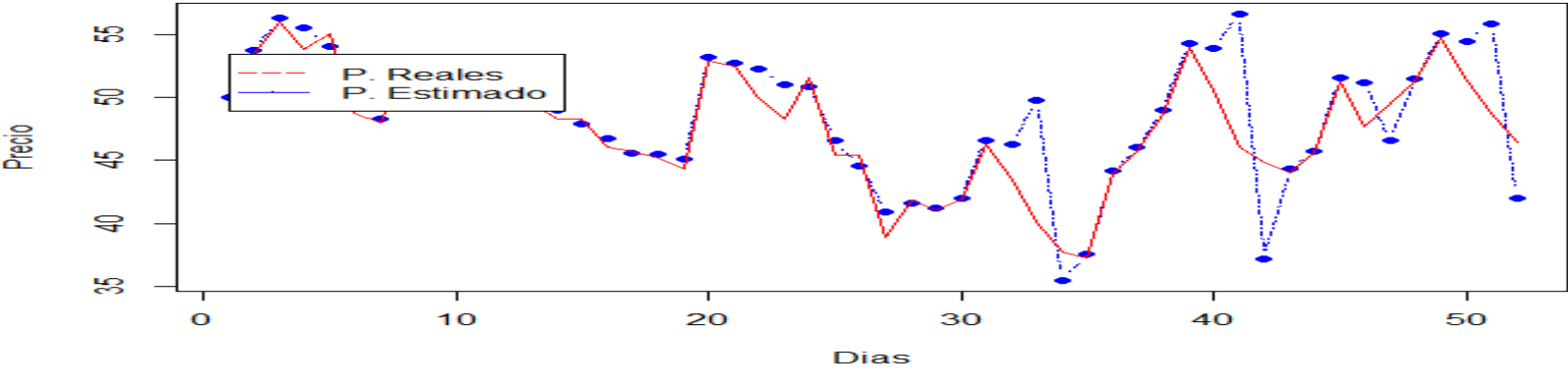
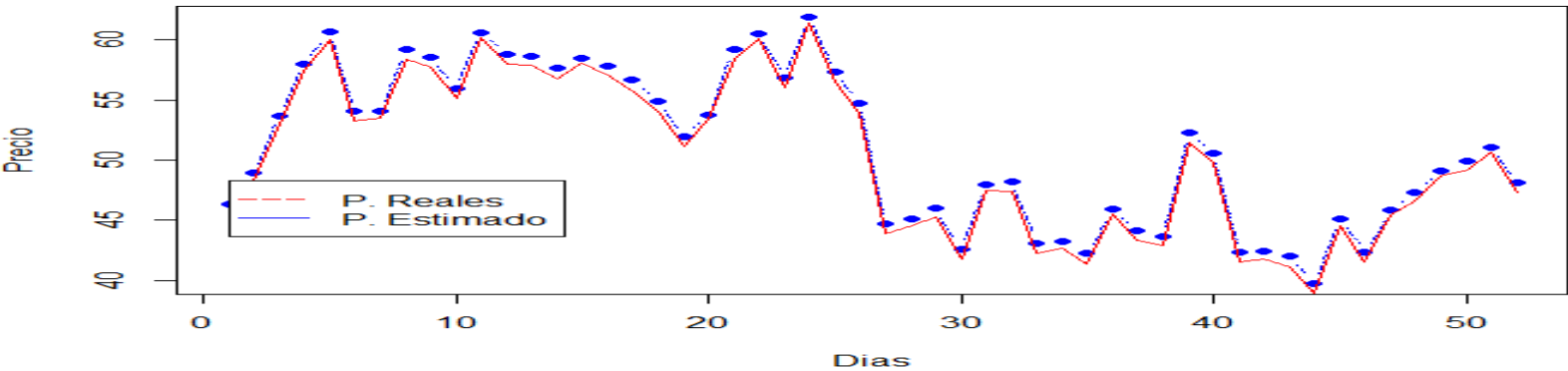
YFPD		0.79%
Error Promedio:		1.38%

LSTM - Semanal		
Símbolo	Serie de datos	Error
FRAN		0.62%



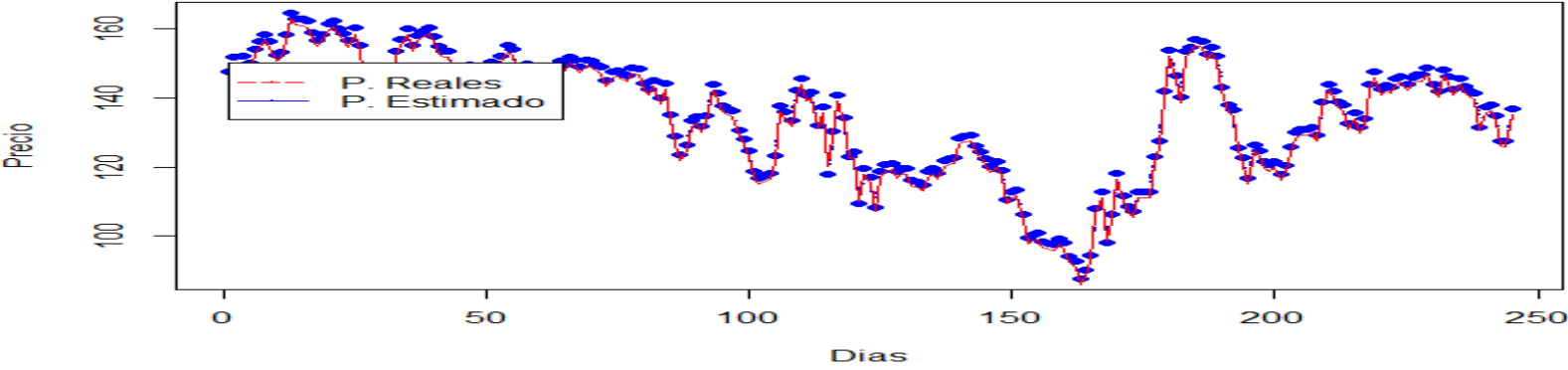
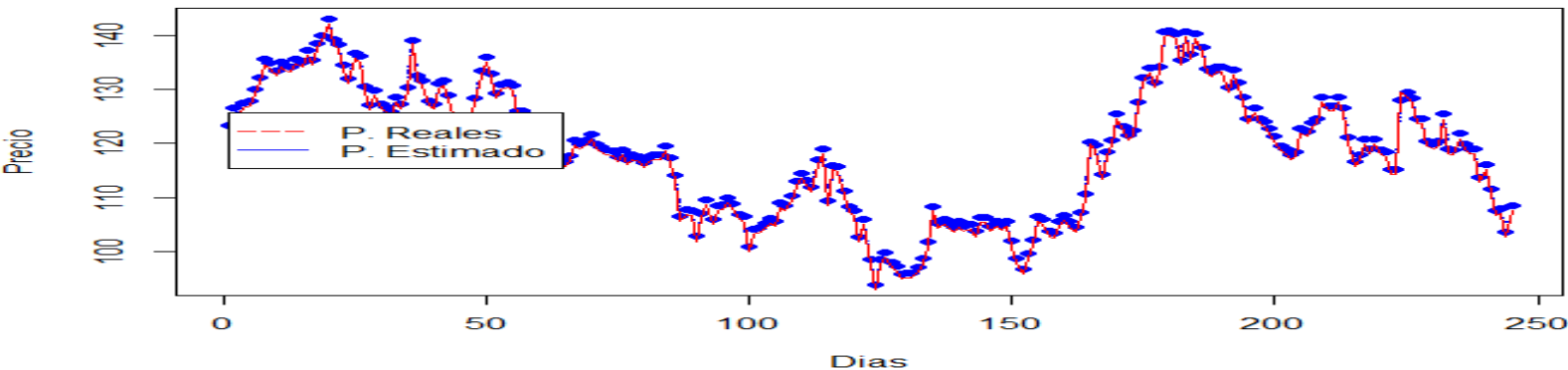
<p>COME</p>		<p>0.71%</p>
<p>ALUA</p>		<p>0.38%</p>

<p>APBR</p>		<p>0.29%</p>
<p>TS</p>		<p>0.29%</p>

<p>PAMP</p>		<p>0.61%</p>
<p>EDN</p>		<p>0.69%</p>

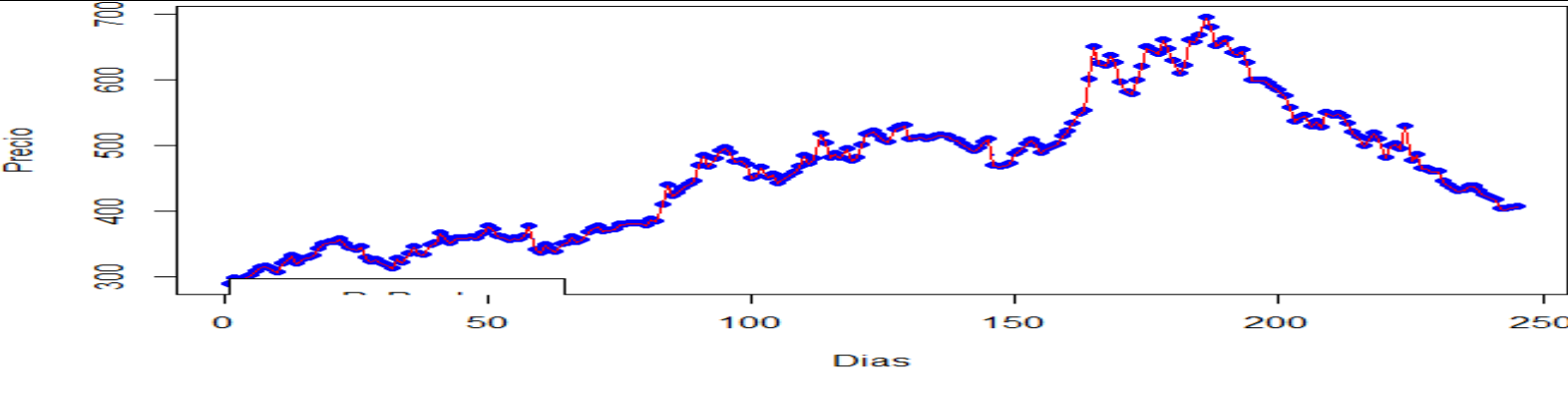
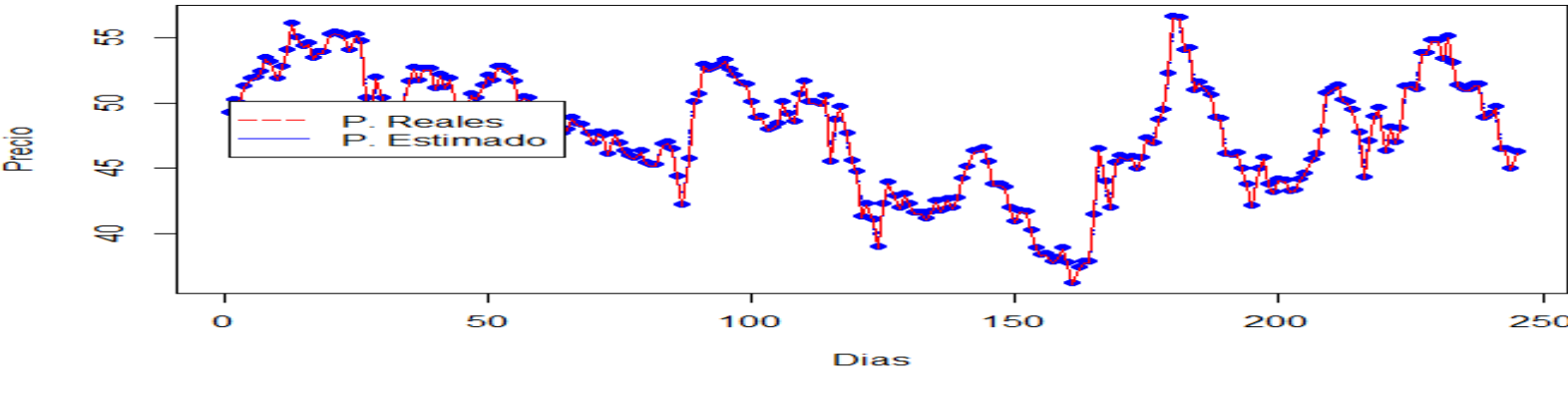
BMA		1.53%
YFPD		0.16%
Error Promedio:		0.66%

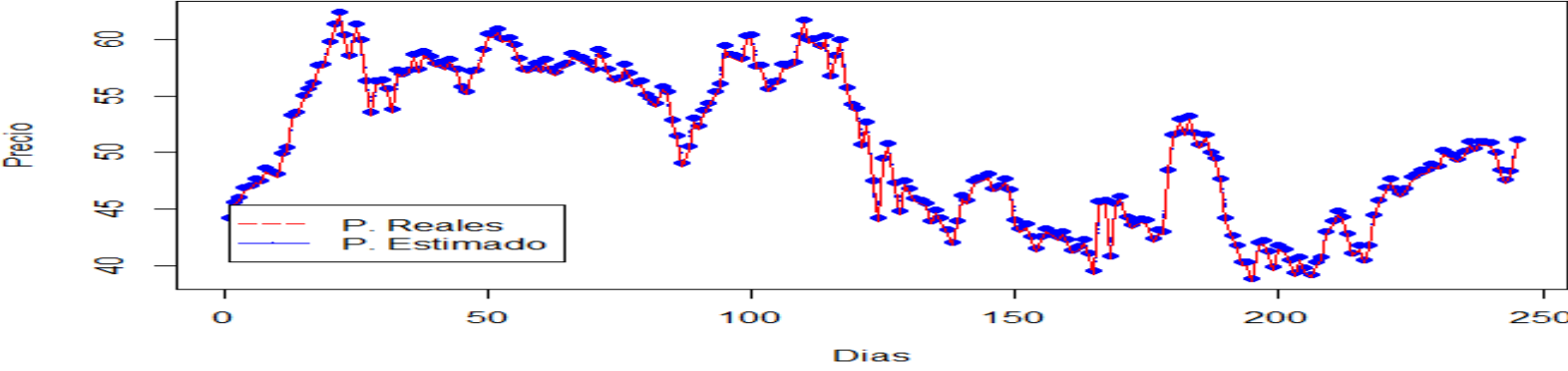
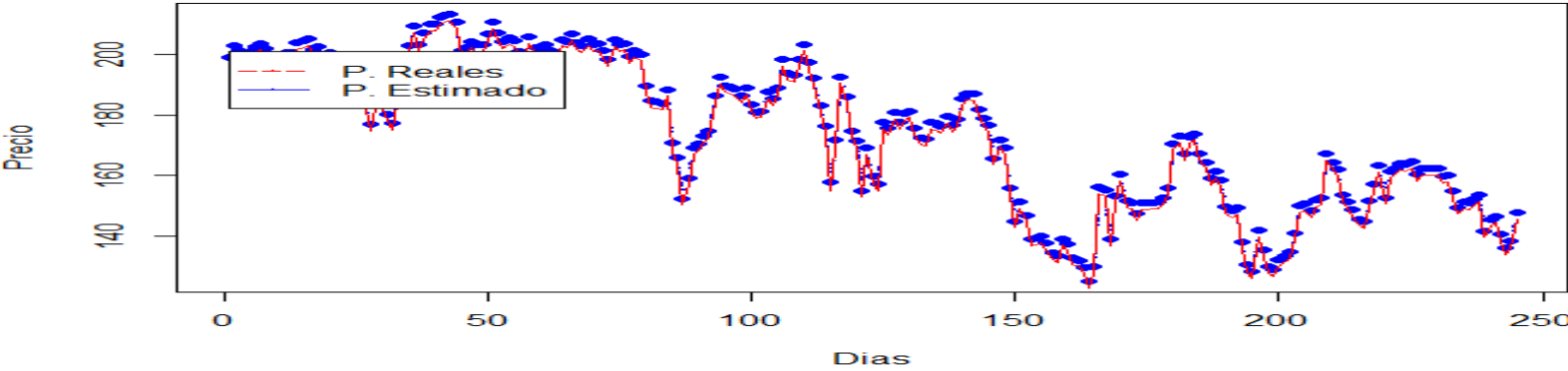
LSTM - Diario		
Símbolo	Serie de datos	Error

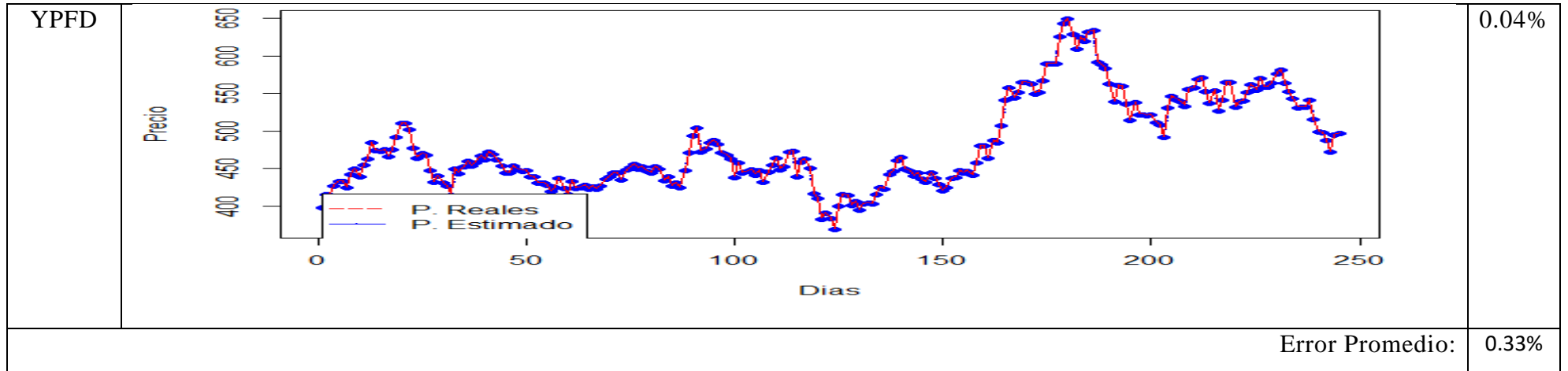
FRAN		0.73%
TECO2		0.39%

GGAL		0.60%
COME		0.01%

ALUA		0.08%
APBR		0.05%

TS		0.25%
PAMP		0.31%

EDN		0.36%
BMA		0.76%



2.5 Análisis global de resultados – Comparativa de métodos

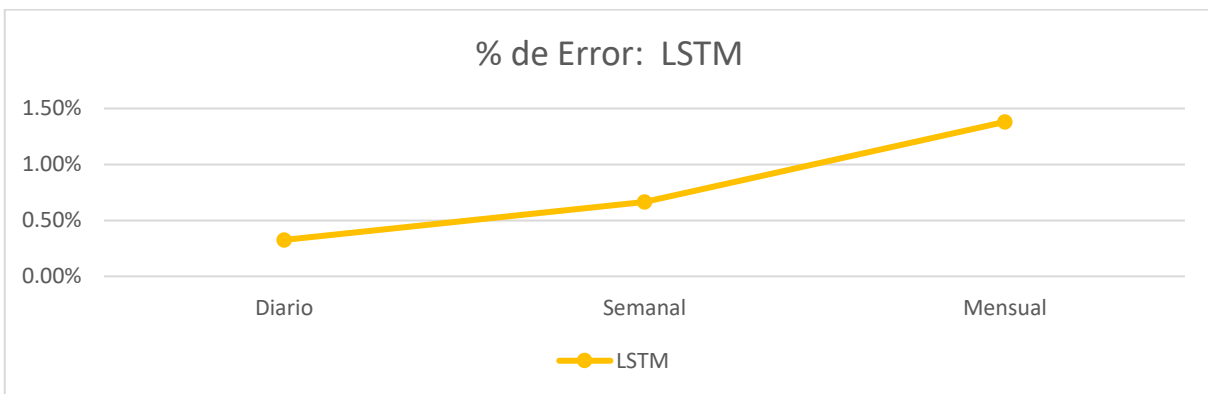
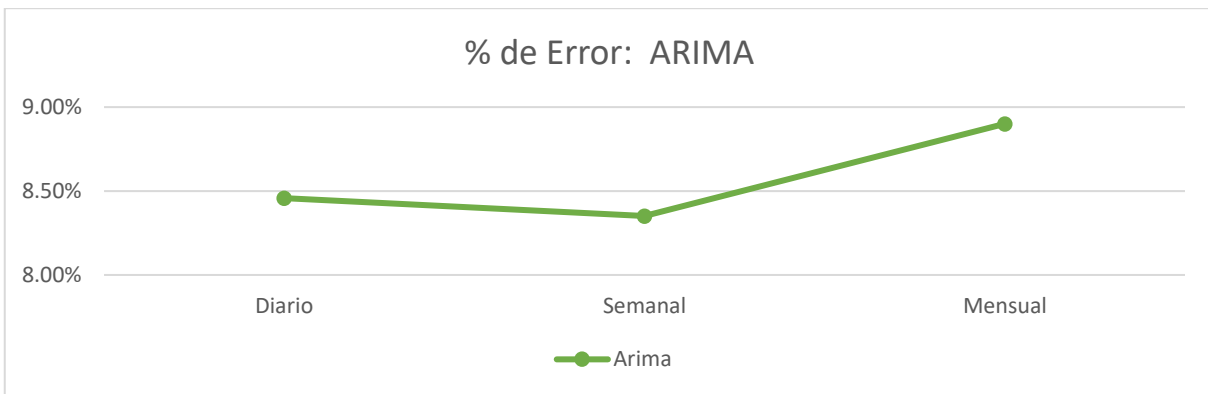
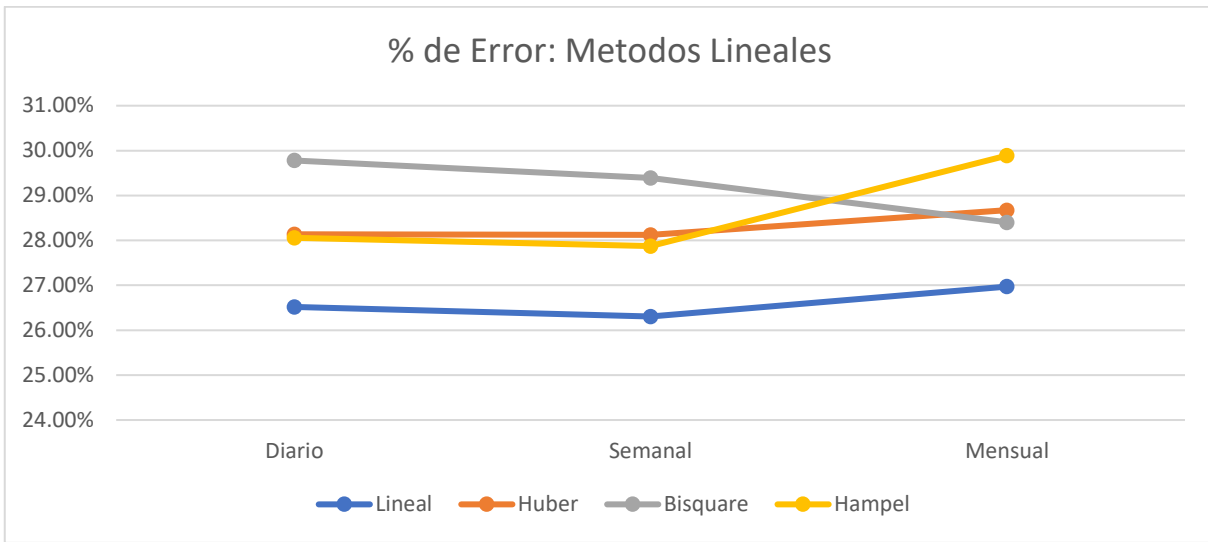
De acuerdo a los resultados arrojados por los distintos métodos, queda claro que los métodos de regresión más avanzados consiguen resultados superiores y en escalas de error distintas: Mientras que los métodos lineales presentan un error promedio de dos dígitos de entre 26% y 29%, el método ARIMA presenta un error promedio de 1 dígito (8.57%) y el método LSTM presenta errores por debajo del 1%.

Esto se debe principalmente a la volatilidad presente en el mercado argentino, los cual lejos de tener una tendencia clara, o por lo menos cíclica pero estable, está plagado de inconsistencias y movimientos sorpresivos. Estos son captados de manera más precisa por métodos diseñados para tratar dicha variabilidad como el ARIMA, o métodos que “aprenden” de los ciclos irregulares que lo preceden, como el modelo LSTM.

Otro detalle que debe tenerse en cuenta es que tanto los métodos lineales como el modelo ARIMA tienden a tener una performance dentro del mismo rango de magnitud para todos los tipos de frecuencia, mientras que el modelo LSTM tiene una mejora del tipo geométrica, bajando el error a la mitad para cada caso.

TABLA RESUMEN – MÉTODO PREDICTIVO

	Diario	Semanal	Mensual	Promedio
LINEAL	26.51%	26.31%	26.97%	26.60%
HUBER	28.14%	28.12%	28.67%	28.31%
BISQUARE	29.78%	29.39%	28.40%	29.19%
HAMPEL	28.06%	27.87%	29.89%	28.61%
ARIMA	8.46%	8.35%	8.90%	8.57%
LSTM	0.33%	0.66%	1.38%	0.79%



3: Métodos Meta heurísticos para la predicción de portfolios:

Los métodos metaheurísticos son metodologías empíricas modeladas de manera formal que permiten dar soluciones a problemas de gran complejidad. Para el caso de este trabajo de tesis, se han elegido 4 metaheurísticas que han sido copiadas de los procesos de optimización de la naturaleza.

En esta segunda parte de la tesis se intentará aplicar varias de ellas a la optimización de portfolios en el mercado argentino.

Resulta menester aclarar que las metaheurísticas son modelos abstractos que muchas veces requieren de mayor tiempo de aprendizaje que los modelos determinísticos normales, habiendo libros enteros dedicados a la parametrización de modelos metaheurísticos. Por lo tanto, solo se introducirán los conceptos necesarios para el entendimiento del proyecto.

3.1 Introducción al capítulo.

La asignación de activos es un problema de decisión. La elección radica en elegir entre diferentes oportunidades de inversión. La teoría de portfolio describe cómo los inversores deben asignar su riqueza de acuerdo a sus oportunidades de inversión. El enfoque estándar de este problema fue desarrollado por Harry Markowitz(1952) quien creó la teoría de optimización de portfolio mediante la técnica de media-varianza, modelo que luego llevó su nombre, afirmando que un inversor racional debería maximizar su rendimiento esperado para un determinado nivel de riesgo o minimizar su riesgo para un determinado rendimiento esperado.

Estos dos principios conducen a una frontera eficiente de portfolios, entre las cuales el inversionista es libre de elegir según su aversión al riesgo. En este marco, la varianza sirve como medida de riesgo. Setenta años después, el análisis de media-varianza sigue siendo el enfoque estándar de la teoría de portfolio. No obstante, se ha demostrado que los portfolios optimizados por media-varianza no siempre funcionan bien. Como mencionan Best y Grauer(1991) El enfoque original pone pesos excesivos en activos con grandes retornos, independientemente de los posibles errores de estimación en los datos de entrada, cuestión que fue tratada en la primer parte de este trabajo. El objetivo de esta segunda parte de la tesis es utilizar métodos metaheurísticos de optimización de portfolio para tratar con la variabilidad del mercado argentino.

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

Los problemas y limitaciones clásicas que poseen los métodos clásicos de optimización son magnificados por la inestabilidad del mercado cambiario argentino, es por ello, que se ha elegido utilizar métodos metaheurísticos que permitan tratar dicho problema.

Cabe destacar que la optimización por métodos metaheurísticos no garantiza una convergencia a la solución óptima para todos los casos. Sin embargo, si consideramos el universo de aproximadamente 100 acciones que conforman el mercado argentino e intentamos usar técnicas analíticas con restricciones de cardinalidad, tendremos que evaluar y optimizar aproximadamente 2^{100} escenarios, lo cual, suponiendo que tardáramos un milisegundo en optimizar cada uno (lo cual es poco probable), necesitaríamos un presupuesto de tiempo de 3.000.000.000 veces la edad del universo.

Como puede observarse, el problema no radica en una deficiencia tecnológica: incluso pudiendo realizar cálculos 3.000.000.000 de veces más rápido, aun así, se necesitaría un presupuesto de tiempo de una vida del universo para completar la tarea.

Es por ello, que los métodos meta heurísticos devienen de suma importancia para la búsqueda de portfolios óptimos en tiempos determinísticos y previsibles, ya que permiten encontrar los portfolios óptimos sin importar la escala.

3.1.1 Objetivos:

El principal objetivo de este capítulo, es el de utilizar metaheurísticas bio-inspiradas para la estimación de los portfolios eficientes.

Como hipótesis de investigación se deberá corroborar que la metodología elegida puede utilizarse obteniendo iguales o mejores resultados que las técnicas clásicas de estimación.

Es destacable que, aunque el método analítico presenta la ventaja de dar resultados exactos, este no puede utilizarse cuando se debe limitar la cantidad de acciones.

Por lo cual, si se quiere invertir en grupos de acciones, como por ejemplo invertir en no más acciones de 3 tipos de acciones de compañías energéticas, y no más de 2 tipos de acciones del sector financiero, se deberá resolver el método para cada caso probando cada combinación.

También quedan descartados los modelos de búsqueda de máximos y mínimos por diferenciación, ya que si bien la composición de los portfolios pertenece al dominio de los números reales, la cardinalidad pertenece al dominio de los números naturales, por lo cual, encontrar las ecuaciones características y derivar el resultado no necesariamente es posible, lo cual sumado a problema de estimación de las ecuaciones y la aleatoriedad de las series de tiempo, hace que el método no siempre resulte viable.

3.1.1.1 Fundamentación

El problema de optimización con restricciones de cardinalidad se ha tomado como punto de referencia, ya que es un problema de complejidad combinatoria, sensible a la cantidad de acciones utilizadas.

La complejidad del modelo es de 2^n siendo n la cantidad de acciones a tomar en cuenta.

Con el solo fin de dar un ejemplo de la complejidad del problema se mencionan otros problemas con distintas complejidades: la optimización simple por varianza mínima tiene una complejidad n^2 y si solo se maximiza el retorno esperado, la complejidad es solo de n , los resultados se adjuntan

Cantidad de acciones	Complejidad de la solución		
	n	n^2	2^n
1	1	1	2
5	5	25	32
10	10	100	1024
50	50	2500	$1.13 * 10^{15}$
100	100	10000	$1.27 * 10^{30}$
500	500	250000	$3.3 * 10^{150}$
1000	1000	1000000	$1.1 * 10^{301}$

Como puede observarse, dependiendo del problema a resolver, la complejidad del problema aumenta de distintas maneras. Es por ello que, si los métodos utilizados logran la convergencia para la complejidad exponencial, se garantiza la convergencia para casos de complejidades inferiores.

3.1.1.2 Metodología

Para cada método utilizado, se generarán 10 optimizaciones correspondientes con distintas restricciones de cardinalidad. Es decir, Máxima cantidad de acciones en el portfolio = 2,3,4,5,6,7,8,9,10 (se descarta el caso de un activo por ser trivial).

Para esto se optimizará basado en el valor del sharpe-ratio que será explicado en secciones siguientes y se descartaran costos de transacción y estimaciones de tasas libres de riesgo. El motivo de esa decisión radica en que al calcular la mismas, se necesitaría nuevos trabajos de estimación que no resultan relevantes para el trabajo de tesis, ya que son indiferentes a los modelos elegidos.

Es destacable que los resultados de cada metodología deberían converger en el caso óptimo a la misma solución.

Incluso, dentro de cada metodología, para cada cardinalidad, los métodos deberían converger hacia el óptimo global de mínima cardinalidad.

En otras palabras, suponiendo que el stock óptimo se formara con solo 4 activos, las optimizaciones de cardinalidad superior deberían converger a éste, debido a que las restricciones de cardinalidad son del tipo $\leq N$, donde N es el cantidad máxima de acciones a utilizar.

Cabe destacar que no tiene sentido imponer restricciones del tipo $\geq N$ o $= N$, ya que de hacerlo, el método solo completaría el resto de las participaciones accionarias al valor mínimo mayor al límite inferior.

Siguiendo con el caso anterior, suponiendo que el stock mínimo se forma con 4 acciones de un universo de 11, y que no se ha impuesto un límite inferior, al optimizar para $N = 11$ el método asignará 0.000001% al resto de las acciones para cumplir con la meta. Resulta obvio que a nadie le interesaría obtener portfolios sub-óptimos, lo cual, sumado a los costos de transacción, los cuales se descartaron en este modelo, configurarían una situación desfavorable para todo inversor.

Una vez obtenido los resultados, se los confrontará con los resultados obtenidos por el método analítico, os cuales se detallan a continuación:

Cantidad de Acciones	Indicadores		
	Sharpe	Desvio	Retorno
2	0.129235	3.295%	0.426%
3-11	0.130623	2.937%	0.384%

Esto quiere decir que para una cardinalidad mayor a 2, los métodos deberían converger al caso general, y solo deberían tener un resultado distinto con una cardinalidad = 2.

El cálculo de las 2048 fronteras realizadas por el método analítico pueden encontrarse en el Anexo al final del trabajo de tesis, en la sección 6.2

Resulta relevante, volver a mencionar que el método analítico resulta viable solamente porque se han elegido 11 stocks lo cual da como resultado 2^{11} escenarios en los cuales aplicar el método, de haberse utilizado las casi 100 empresas cotizantes de la Argentina, se tendrían $2^{100} \approx 1.6 * 10^{30}$ escenarios, lo cual resultaría imposible.

3.2 Introducción a la optimización de Portfolio

Cantidad de Acciones	Composición										
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD
2	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	87.94%	12.06%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
3-11	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	76.60%	10.52%	0.00%	12.89%	0.00%	0.00%

Existen varias maneras de optimizar los portfolios de inversión de manera de aumentar su rendimiento, disminuir el riesgo u encontrar un balance de ellos dependiendo de una fórmula predeterminada. En esta sección, se introducirán las nociones mínimas necesarias para comprender el desarrollo del experimento realizado.

Se destaca también que el vector de retornos utilizar y la matriz de varianza – covarianza para llevar a cabo las optimizaciones están basadas en los resultados reales del año 2018, los cuales resultan intercambiables con los calculados en la sección anterior debido al bajo margen de error. Los valores del vector y la matriz son:

Vector de retornos:

0.0404% -0.0033% 0.0026% -0.0978% 0.1279% 0.4604% 0.1733% 0.0225% 0.0986% -0.0301%

0.00148	0.00037	0.00122	0.00071	0.00038	0.00027	0.00010	0.00081	0.00080	0.00115	0.00053
0.00037	0.00072	0.00037	0.00032	0.00022	0.00025	0.00023	0.00044	0.00031	0.00038	0.00035

0.00122	0.00037	0.00151	0.00072	0.00039	0.00025	0.00004	0.00081	0.00080	0.00122	0.00053
0.00071	0.00032	0.00072	0.00090	0.00038	0.00018	0.00004	0.00057	0.00049	0.00073	0.00039
0.00038	0.00022	0.00039	0.00038	0.00099	0.00037	0.00023	0.00041	0.00023	0.00039	0.00034
0.00027	0.00025	0.00025	0.00018	0.00037	0.00128	0.00040	0.00034	0.00010	0.00026	0.00048
0.00010	0.00023	0.00004	0.00004	0.00023	0.00040	0.00073	0.00020	0.00004	0.00010	0.00036
0.00081	0.00044	0.00081	0.00057	0.00041	0.00034	0.00020	0.00100	0.00072	0.00087	0.00051
0.00080	0.00031	0.00080	0.00049	0.00023	0.00010	0.00004	0.00072	0.00111	0.00085	0.00041
0.00115	0.00038	0.00122	0.00073	0.00039	0.00026	0.00010	0.00087	0.00085	0.00151	0.00053
0.00053	0.00035	0.00053	0.00039	0.00034	0.00048	0.00036	0.00051	0.00041	0.00053	0.00077

Matriz de Varianzas Covarianzas:

3.2.1 Modelo de Markowitz

Como se mencionó en la sección anterior, Harry Markowitz introdujo las bases de lo que ahora se conoce popularmente como análisis de media-varianza o modelo de Markowitz. Aunque inicialmente dicho generó relativamente poco interés, con el paso del tiempo se convirtió en un estándar para la selección de portfolios de inversión.

En su forma más simplificada, el Modelo de Markowitz proporciona un marco para construir y seleccionar portfolios, en función del rendimiento esperado de las inversiones y de la aversión al riesgo del inversor.

3.2.1.1 Los beneficios de la diversificación

Es sabido que, al momento de realizar inversiones, el retorno no es la única variable a tomar en cuenta. Mayor retorno, no siempre se traduce como mejor inversión, de hecho, invertir toda la riqueza personal en un solo tipo de acciones, puede ser una muy mala opción. Dicha percepción de diversificación está presente incluso en la cultura popular a través del dicho “No poner todos los huevos en una canasta”. Esto quiere decir, ajustado a el presente trabajo, no invertir toda la riqueza en una sola acción o grupo de acciones.

Markowitz cuantificó el concepto de diversificación a través de la noción estadística de covarianza entre valores individuales y la desviación estándar general de un portfolio. En esencia, el refrán antes mencionado sugiere que invertir todo el dinero en activos que están altamente correlacionados, no resulta una estrategia de inversión muy prudente, sin importar cuán pequeña sea la posibilidad de pérdida. Esto se debe a que, si un solo activo tiene un bajo rendimiento, es probable que, debido a su alta correlación con los otros activos, estos otros activos también tengan un bajo rendimiento, lo que provocará un bajo rendimiento del portfolio.

Los beneficios de la diversificación pueden justificarse de manera matemática ya que la misma está relacionada con el Teorema del límite central, que establece que la suma de variables aleatorias idénticas e independientes con varianza limitada es asintóticamente gaussiana.

En su forma más simple, podemos establecer esto formalmente de la siguiente manera: si X_1, X_2, \dots, X_N son N variables aleatorias independientes, cada X_i con una distribución de probabilidad arbitraria, con media finita μ y varianza σ^2 , entonces:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} P\left(\frac{1}{\sigma\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu) \leq y\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^y e^{-\frac{1}{2}s^2} ds$$

Para un portfolio de N acciones distribuidas de manera idéntica e independiente con rendimientos R_1, R_2, \dots, R_N , en cada uno de los cuales se invierte una cantidad igual, el rendimiento del portfolio es:

$$R_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i$$

El cual resulta ser una variable aleatoria con una distribución aproximadamente gaussiana si N es lo suficientemente grande.

El teorema del límite central implica también que la variación del portfolio es:

$$\begin{aligned} \text{Var}(R_p) &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \text{Var}(R_i) \\ &= \frac{1}{N^2} N\sigma^2 \\ &= \frac{\sigma^2}{N} \end{aligned}$$

Y si N es lo suficientemente grande:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{N} = 0$$

donde σ^2 es la varianza de las acciones. Puede concluirse que a medida que aumenta el número de activos, la varianza de el portfolio disminuye hacia cero. Esta es, por supuesto, una situación imposible, ya que, en el mundo real, incluso con una gran

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

cantidad de tipos de acciones (las cuales están lejos de ser infinitas), no podemos esperar una variación del portfolio igual a cero debido a correlaciones que persisten entre ellas.

El concepto de diversificación es tan intuitivo y poderoso que se ha aplicado continuamente a diferentes áreas dentro de las finanzas.

De hecho, una gran cantidad de las innovaciones en torno a las finanzas han sido la aplicación del concepto de diversificación o la introducción de nuevos métodos para obtener estimaciones mejoradas de las variaciones y covarianzas, lo que permite una medida más precisa de la diversificación y, en consecuencia, para una medida más precisa del riesgo. Sin embargo, el riesgo general del portfolio va más allá de la desviación estándar de un portfolio. Desafortunadamente, un portfolio con un desvío estándar bajo puede tener un rendimiento muy pobre.

3.2.1.2 Introducción al Análisis de Media-Varianza:

El punto de partida del modelo de Markowitz es el de un inversor racional que, en el momento t , decide qué portfolio de inversiones mantener durante un horizonte temporal de Δt . El inversor toma decisiones sobre las ganancias y pérdidas que hará en el momento $t+\Delta t$, sin considerar posibles ganancias y pérdidas durante o después del período Δt . En el momento $t + \Delta t$, el inversor reconsiderará la situación y decidirá nuevamente.

El modelo de Markowitz asume que los inversores deben decidir sobre la base de una compensación entre el riesgo y el rendimiento esperado. El rendimiento esperado de un valor o simplemente el retorno se define como el cambio de precio esperado en un periodo dado. El modelo además mide el riesgo utilizando la varianza de los rendimientos, o en otras palabras el cuadrado del desvío estándar promedio alrededor del retorno esperado.

Otro supuesto del modelo es que, para cualquier nivel dado de retorno, un inversor racional elegirá un portfolio con variación mínima entre el conjunto de todos los portfolios posibles. El conjunto de todos los portfolios eficientes del modelo para diferentes niveles deseados de rendimiento esperado, se denomina frontera eficiente. La ilustración 2 proporciona una ilustración gráfica de la frontera eficiente de los activos de riesgo. Es destacable que los portfolios factibles están limitados por la curva A-B-C

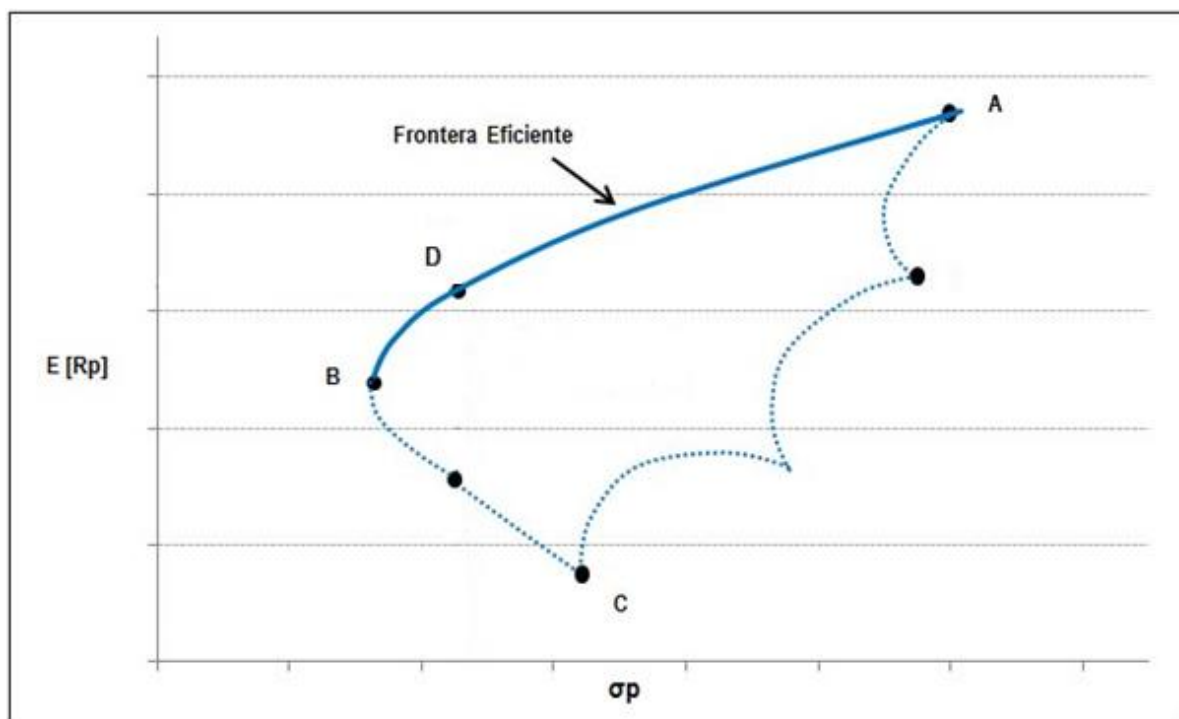


Ilustración 2 , Adaptado de (Rodríguez, Bueno, Barrios, & Díaz, 2017)

En otras palabras, todos los portfolios en la curva A-B son portfolios eficientes para diferentes niveles de riesgo. Estos portfolios ofrecen el nivel más bajo de desviación estándar para un nivel dado de rendimiento esperado. O, de manera equivalente, constituyen los portfolios que maximizan el rendimiento esperado para un determinado nivel de riesgo. Por lo tanto, la frontera eficiente proporciona la mejor compensación posible entre el rendimiento esperado y el riesgo: los portfolios por debajo de la curva, son ineficientes y los portfolios por encima de la curva son imposibles de obtener. El portfolio en el punto B a menudo se denomina portfolio de variación mínima global, ya que es el portfolio en la frontera eficiente con la variación más pequeña.

La ilustración 3 muestra una vista esquemática del proceso de inversión visto desde la perspectiva de la teoría moderna de portfolios. Este proceso a menudo también se conoce como optimización por media-varianza o teoría de la selección de portfolio o simplemente Método de Markowitz.

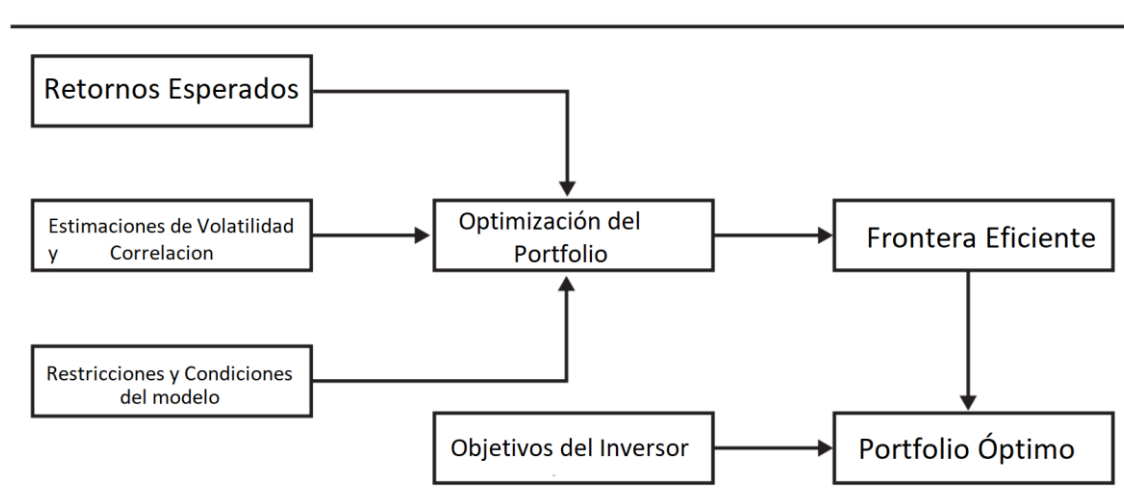


Ilustración 3 Adaptado de (Fabozzi, Gupta, & Markowitz, 2002)

Las entradas al proceso son estimaciones de los rendimientos esperados, volatilidades y correlaciones de todos los activos junto con varias restricciones de portafolio. Por ejemplo, las restricciones pueden ser tan sencillas como fijar un retorno mínimo o una varianza máxima, o tan complicadas como limitar la cantidad de acciones de cada tipo. Luego se realiza una serie de problemas de optimización con el fin de generar la frontera eficiente.

Una vez calculada la frontera eficiente, se elige un portafolio óptimo en función de los objetivos del inversor, como su grado de aversión a los distintos tipos de riesgo. Cabe destacar que dicha elección debiera ser, por definición algún punto de la frontera eficiente.

Aunque la implementación de este proceso puede ser bastante complicada, la teoría es relativamente sencilla. En la siguiente sección se presentará el modelo clásico de Markowitz con sus respectivas formulaciones.

3.2.1.3 Marco clásico para la optimización del método de Markowitz

En esta sección se formalizará la teoría de la optimización de Markowitz. La primera suposición del modelo es que el inversor tiene que elegir un portafolio compuesto por N activos de riesgo. La elección del inversor se en términos matemáticos es un vector de tamaño N : $w = (w_1, w_2, \dots, w_N)$ de pesos, donde cada peso i representa el porcentaje del dinero total que se invierte en el i -ésimo activo.

Resulta, necesario especificar que:

$$\sum_{i=1}^N w_i = 1$$

Y que

$$w_i \geq 0$$

Lo cual significa que no puede haber porcentajes negativos que la suma de todas las inversiones no debe superar el 100%.

Si bien puede relajarse el modelo para permitir ventas en corto, eso escapa del alcance de este trabajo, por dos razones, la primera es que, a lo fines de esta tesis, el permitir la venta en corto complicaría los cálculos y no aportaría nada a la metodología propuesta, y segundo que la venta en corto no resulta una práctica habitual que se realice en el Mercado Cambiario Argentino.

Debemos suponer que los activos tienen rendimientos esperados en $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N)'$ y una matriz de covarianza $N \times N$ dada por la siguiente expresión:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N1} & \cdots & \sigma_{NN} \end{bmatrix}$$

En donde σ_{ij} denota la covarianza entre el activo i y el activo j , en el caso especial de $\sigma_{ij} = \sigma_i^2$. En otras palabras, la diagonal de la matriz se es la varianza particular de cada activo.

Bajo estos supuestos y definiciones, el rendimiento de un portfolio con pesos $w = (w_1, w_2, \dots, w_N)$ es una variable aleatoria $R_p = w' \cdot R(w_1, w_2, \dots, w_N)$ con el rendimiento esperado y la varianza dada por:

$$\mu_p = w'$$

$$\sigma_p^2 = w' \Sigma w$$

Por ejemplo, si solo hay dos activos con pesos $w = (w_1, w_2)'$, entonces el rendimiento esperado del portfolio es:

$$\mu_p = w_1 \mu_1 + w_2 \mu_2$$

Y la varianza es:

$$\begin{aligned}\sigma_p^2 &= [w_1, w_2] \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \\ &= [w_1\sigma_{11} + w_2\sigma_{21}w_1\sigma_{12} + w_2\sigma_{22}] \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \\ &= w_1^2\sigma_{11} + w_2^2\sigma_{22} + 2w_1w_2\sigma_{12}\end{aligned}$$

Al elegir los pesos del portfolio, el inversor debe elegir entre los pares de retorno y varianza disponibles. Para calcular los pesos para un posible par, se elige un rendimiento medio objetivo, μ_0 . Siguiendo a Markowitz, el problema del inversor se convierte en un problema de minimización con restricciones en el sentido de que el inversor debe buscar:

$$\min_w w' \Sigma w$$

Sujeto a las restricciones:

$$\mu_0 = w' \mu$$

$$w' l = 1, \quad l' = [1, 1, \dots, 1]$$

$$w_i \geq 0 \quad \forall i \in 1 \dots N$$

Esta versión clásica de optimización es conocida como la formulación de riesgo mínimo. Este problema es un problema de optimización cuadrática con restricciones de igualdad.

La solución del modelo resulta sencilla y está dada por:

$$w = g + h\mu_0$$

Donde g y h son dos vectores con la siguiente composición:

$$g = \frac{1}{ac - b^2} \Sigma^{-1} [cl - b\mu]$$

$$h = \frac{1}{ac - b^2} \Sigma^{-1} [a\mu - bl]$$

y

$$a = l' \Sigma^{-1} l$$

$$b = l' \Sigma^{-1} \mu$$

$$c = \mu' \Sigma^{-1} \mu$$

Considerando un plano cartesiano bidimensional cuyas coordenadas x e y son la desviación estándar del portfolio y el rendimiento esperado, respectivamente. En este plano, cada portfolio factible está representada por un punto. Considerando ahora el conjunto de todos los portfolios eficientes con todos los posibles pares de portfolios eficientes. Este conjunto es el que es conocido como frontera eficiente. Cada portfolio en la frontera eficiente se obtiene resolviendo el problema de optimización anterior para diferentes opciones de μ_0 .

Hasta aquí solo se ha descrito la formulación clásica del problema de optimización de la Markowitz con el objetivo de minimizar el riesgo de portfolio sujeto a un rendimiento esperado. Sin embargo, hay muchas otras formulaciones posibles y equivalentes a este problema. Por ejemplo, para un nivel particular de riesgo podemos encontrar una combinación de activos que dará el mayor rendimiento esperado.

Matemáticamente, el problema de optimización mencionado, en la forma que se describió anteriormente es un problema de optimización cuadrático. En la forma simple presentada, el problema puede resolverse analíticamente. En extensiones que involucran solo restricciones de igualdad, encontrar el portafolio óptimo se reduce a resolver un conjunto de ecuaciones lineales. Sin embargo, en casos más complejos, las soluciones analíticas a menudo no están disponibles y se deben utilizar técnicas de optimización numérica y o técnicas metaheurísticas, las cuales se mencionarán más adelante y con mayor detalle.

3.2.1.4 Formulaciones alternativas de optimización del modelo

El problema de optimización de media-varianza tiene varias formulaciones alternativas pero equivalentes que son muy útiles en aplicaciones prácticas. Estas formulaciones son equivalentes en el sentido de que todas conducen a la misma frontera eficiente en la que intercambian el rendimiento esperado del portfolio versus el riesgo del portfolio de manera similar.

En esta sección se demostrará otras dos formulaciones del modelo:

3.2.1.4.1 Formulación de maximización de retorno esperada

Previamente se formuló el problema de optimización de media-varianza como un problema de minimización del riesgo del portfolio para un cierto nivel de rendimiento esperado objetivo μ_0 . Sin embargo, también se podría comenzar eligiendo un cierto nivel

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

de riesgo de portfolio objetivo, digamos σ_0 , y luego maximizar el rendimiento esperado del portfolio:

$$\max_w w' \mu$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$w' \Sigma w = \sigma_0^2$$

$$w' l = 1, \quad l' = [1, 1, \dots, 1]$$

$$w_i \geq 0 \quad \forall i \in 1 \dots N$$

Esta formulación del modelo de Markowitz es llamada “formulación de maximización del rendimiento esperado” la cual es utilizada frecuentemente para cuando no se quiere correr riesgos por encima de cierto nivel.

3.2.1.4.2 Formulación de aversión al riesgo

Otra alternativa es modelar explícitamente la compensación entre riesgo y rendimiento en la función objetivo utilizando un coeficiente de aversión al riesgo λ .

La formulación correspondiente de aversión al riesgo del problema clásico de optimización es:

$$\max_w (w' \mu - \lambda w' \Sigma w)$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$w' l = 1, \quad l' = [1, 1, \dots, 1]$$

$$w_i \geq 0 \quad \forall i \in 1 \dots N$$

El coeficiente de aversión al riesgo también se conoce como índice de aversión al riesgo de Arrow-Pratt. Cuando λ es pequeño (es decir, la aversión al riesgo es baja), la penalidad de la contribución del riesgo de portfolio también es pequeña, lo que lleva a portfolios más riesgosas. Por el contrario, cuando λ es grande, los portfolios con más exposiciones al riesgo se penalizan más. Si λ es aumentado gradualmente desde cero y para cada caso se resuelve el problema de optimización, se terminará calculando una vez más la frontera eficiente. Es una práctica común calibrar λ de modo que un portfolio particular tenga el perfil de riesgo deseado.

3.2.1.4.3 Formulación del Sharpe-Ratio

Otra de las opciones posibles, derivada de la expresión anterior es usar el Sharpe ratio como función objetivo a maximizar.

En otras palabras, se cambia $w'\mu - \lambda w'\Sigma w$ por $\frac{w'\mu}{w'\Sigma w}$.

Debido a que la fórmula resulta popular en la literatura, y que a los fines de las metaheurísticas las formulaciones anteriores son equivalentes se optará por usar el sharpe ratio para el problema de optimización planteado en este trabajo de tesis. La formulación completa del problema de optimización entonces es:

$$\max_w \frac{w'\mu}{w'\Sigma w}$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$w'l = 1, \quad l' = [1, 1, \dots, 1]$$

$$w_i \geq 0 \quad \forall i \in 1 \dots N$$

3.2.2 Línea de mercado de capitales

Como fue demostrado por William Sharpe(1964), el conjunto eficiente de portfolios disponibles para los inversores que emplean análisis de media-varianza en ausencia de un activo libre de riesgo es inferior al disponible cuando existe un riesgo activo libre de riesgo.

El modelo supone que hay un activo libre de riesgo, con un rendimiento libre de riesgo denotado por R_f y que el inversionista puede pedir prestado y prestar a esa misma tasa.

En esas condiciones el inversionista debe elegir una combinación de los N activos riesgosos más el activo libre de riesgo.

En este nuevo escenario Los pesos $w'_R = (wR_1, wR_2, \dots, wR_N)$ no tiene que necesariamente sumar 1 ya que la parte restante $(1 - w'_R l)$ ya que puede invertirse en el activo libre de riesgo.

En este caso, el rendimiento esperado y la varianza del portfolio son:

$$\mu_p = w'_R \mu + (1 - w'_R l) R_f$$

$$\sigma_p^2 = w'_R \Sigma w_R$$

Debido a que el activo libre de riesgo tiene variación (teórica) cero y no está correlacionado con los activos riesgosos.

El objetivo del inversor es nuevamente para un nivel objetivo de rendimiento esperado del porfolio μ_0 , elegir asignaciones resolviendo problemas de optimización cuadrática descritos por la siguiente formulación:

$$\min_w w'_R \Sigma w_R$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$\mu_0 = w'_R \mu + (1 - w'_R l) R_f$$

$$w'_R l = 1, \quad l' = [1, 1, \dots, 1]$$

$$w_i \geq 0 \quad \forall i \in 1 \dots N$$

En este caso, el porfolio óptimo estará dado por la siguiente fórmula:

$$w_R = C \Sigma^{-1} (\mu - R_f l)$$

En donde:

$$C = \frac{\mu_0 - R_f}{(\mu - R_f l) \Sigma^{-1} (\mu - R_f l)}$$

La fórmula anterior muestra que las ponderaciones de los activos de riesgo de cualquier porfolio calculados por los métodos son proporcionales al vector $\Sigma^{-1}(\mu - R_f l)$, con la constante de proporcionalidad C, definida anteriormente. Por lo tanto, con un activo libre de riesgo, todas los porfolio son una combinación del activo libre de riesgo y un porfolio riesgoso dado. Este porfolio riesgoso se llama porfolio de tangencia. Makiel y Fama(1970) demostraron que, bajo ciertos supuestos, el porfolio de tangencia debe consistir en todos los activos disponibles para los inversores, y cada activo debe mantenerse en proporción a su valor de mercado en relación con el valor total de mercado de todos los activos. Es por ello que, el porfolio de tangencia a menudo se le conoce como la "porfolio de mercado", o simplemente el "mercado".

Se deduce de las formulaciones anteriores que, para una elección particular de pesos, w_R^0 tal que $(w_R^0)'l = 0$, el portfolio constaría solamente del activo libre de riesgo. Por otro lado, para la elección particular de pesos w_R^M , tal que $(w_R^M)'l = 1$, el portfolio solo consistiría en activo riesgosos y por lo tanto sería el portfolio de mercado, ya que:

$$w_R^M = C^M \Sigma^{-1}(\mu - R_f l)$$

Para cierto C^M .

Por lo tanto, para $(w_R^M)'l = 1$, los pesos del portfolio de mercado serán:

$$w_R^M = \frac{1}{l' \Sigma (\mu - R_f l)} \Sigma^{-1}(\mu - R_f l)$$

Resulta también sencillo verificar que el portfolio de mercado puede derivarse directamente del máximo Sharpe Ratio de un problema de optimización:

También es fácil verificar que el portfolio de mercado se puede calcular directamente a partir del problema de optimización de la relación máxima de Sharpe:

$$\max_w \frac{w' \mu - R_f}{\sqrt{w' \Sigma w}}$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$w' l = 1, \quad l' = [1, 1, \dots, 1]$$

$$w_i \geq 0 \quad \forall i \in 1 \dots N$$

Gráficamente, cada combinación del activo libre de riesgo y el portfolio de mercado M yacen sobre una línea que es trazada desde el eje vertical en la tangente de la tasa libre de riesgo hacia la frontera eficiente de Markowitz.

Todos los portfolios de la línea son factibles de alcanzar por el inversor. La línea desde la tasa libre de riesgo que es tangente a la frontera eficiente de los activos de riesgo se llama Línea del Mercado de Capitales o CML por sus siglas en inglés (“Capital Market Line”).

3.2.2.1 Derivación de la línea de mercados de capitales:

Para derivar la CML, se comienza con la frontera eficiente. Ante la ausencia de un activo libre de riesgos, se pueden construir portfolios eficientes de Markowitz resolviendo un problema de optimización restringido que encuentre una compensación

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

óptima entre el rendimiento y la varianza, siendo el portfolio óptimo el único portfolio seleccionado basado en la preferencia del inversor. Sin embargo, la frontera eficiente cambia una vez que se introduce un activo libre de riesgo y más aún si se supone que los inversores pueden pedir prestado y prestar a la tasa libre de riesgo

La fórmula para la CML se puede derivar algebraicamente. Basado en la suposición de expectativas homogéneas con respecto a los insumos en el proceso de construcción del portfolio, todos los inversores pueden crear un portfolio eficiente que consta de w_f % del dinero invertido en el activo libre de riesgo y w_M % en el portfolio del mercado. Por lo tanto, $w_f + w_M = 1$.

Como es esperable, el retorno del portfolio $E(R_p)$, es igual a al promedio ponderado de los retornos esperados de cada activo:

$$E(R_p) = w_f R_f + w_M E(R_M)$$

Ya que $w_f = 1 - w_m$, la ecuación puede reescribirse de la siguiente manera:

$$E(R_p) = (1 - w_M)R_f + w_M E(R_M)$$

La cual puede ser simplificada a:

$$E(R_p) = R_f + w_m [E(R_M) - R_f]$$

Dado que el rendimiento del activo libre de riesgo y el rendimiento del portfolio del mercado no están correlacionados y la variación del activo libre de riesgo es igual a cero, la varianza del portfolio que consiste en el activo libre de riesgo y el portfolio de mercado está dada por la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} \sigma_p^2 &= Var(R_p) - w_f^2 Var(R_p) + w_M^2 Var(R_M) + 2w_f w_M (R_f, R_M) \\ &= w_M^2 Var(R_M) \\ &= w_M^2 \sigma_M^2 \end{aligned}$$

En otras palabras, la varianza del portfolio está representada por la varianza ponderada del portfolio de mercado.

Asimismo, como la desviación estándar es la raíz cuadrada de la varianza, es posible escribir:

$$w_M = \frac{\sigma_p}{\sigma_M}$$

Que combinadas con las fórmulas anteriores, se obtiene:

$$E(R_p) = R_f + \left[\frac{E(R_M) - R_f}{\sigma_M} \right] \sigma_p$$

La porción entre corchetes del segundo término en la ecuación es llamada prima de mercado.

El numerador de la expresión entre corchetes es el rendimiento esperado de invertir en el mercado más allá del rendimiento libre de riesgo. Es una medida de la recompensa por mantener el portfolio del mercado en lugar del activo libre de riesgo. El denominador es el riesgo de mercado del portfolio de mercado. Por lo tanto, el primer factor, o la pendiente de la CML, mide la recompensa por unidad de riesgo de mercado. Dado que la CML representa el rendimiento ofrecido para compensar un nivel de riesgo percibido, cada punto en la CML es una condición de mercado equilibrada o equilibrio. La pendiente de la CML determina el rendimiento adicional necesario para compensar un cambio unitario en el riesgo, por lo que también se conoce como el precio de riesgo de mercado de equilibrio.

En otras palabras, para la formula del CML, el rendimiento esperado de un portfolio es igual a la tasa libre de riesgo más una prima de riesgo, donde la prima de riesgo es igual al precio de riesgo de mercado (medido por la recompensa por unidad de riesgo de mercado) multiplicado por la cantidad de riesgo del portfolio (medida por la desviación estándar del portfolio).

Resumiendo, la CML puede reescribirse de la siguiente manera:

$$E(R_p) = R_f + \text{Precio del riesgo de Mercado} \times \text{Cantidad de Riesgo}$$

El valor aquí calculado puede usarse como alternativa del vector de retornos compuesto por el simple promedio del periodo analizado. Asimismo, las betas pueden utilizarse para crear la matriz de varianza – covarianza. No obstante, para el presente trabajo, se han utilizado los parámetros clásicos, ya que el uso otro tipo de cálculos para la estimación del portfolio óptimo, no aporta información al modelo que se propone, siendo la elección de los parámetros indiferente al modelo.

3.3 Métodos a utilizar

3.3.1 Recocido Simulado

3.3.1.1 Marco Teórico

La compleja estructura de los problemas de optimización inspiró a muchos profesionales a trazar analogías con fenómenos físicos. Una de estas es la Técnica de Recocido (o templado) simulado

La técnica de recocido simulado (“Simulated Annealing” en inglés) fue publicada en (Kirkpatrick, Gelatt, & Vecchi, 1983) como un método de optimización basado en fenómenos naturales que tiene la capacidad de evitar mínimos locales. Desde su descubrimiento, el método de recocido simulado ha demostrado su eficacia en varios campos, como el diseño de circuitos electrónicos, el procesamiento de imágenes, la colección de basura doméstica. Por otro lado, el método no funciona bien al resolver ciertos problemas de optimización combinatoria, que podrían resolverse mejor mediante heurísticas específicas, o, por el contrario, el método es completamente incapaz de resolverlos.

En esta sección se dará una descripción simplificada de algunos enfoques teóricos para el recocido simulado, que incluye sus fortalezas (como la convergencia condicional garantizada hacia un óptimo global) y las debilidades (como el ajuste de los parámetros, que pueden ser delicados en la práctica). Por último, su aplicación a la optimización de portfolios en el mercado argentino.

3.3.1.1.1 Presentación del Método

Analogía entre un problema de optimización y algunos fenómenos físicos

En la naturaleza, la temperatura puede llevar a cabo una transformación de orden al desorden o transformar un líquido desordenado a un sólido ordenado. Sin embargo, tal transformación ocurre espontáneamente en la naturaleza solo si la temperatura de un sistema se reduce gradualmente; existen técnicas de simulación digital basadas en computadora que muestran el comportamiento de conjuntos de partículas que interactúan de una manera que depende de la temperatura. Para aplicar estas técnicas a los problemas de optimización, se puede establecer una analogía que se presenta en la siguiente tabla.

Problema de Optimización	Problema Físico
Función Objetivo	Energía libre
Parámetros del problema	Coordenadas de las partículas
Búsqueda de una configuración óptima	Búsqueda del estado de menor energía

Tabla 1, Adaptado de: (Siarry, 2016a)

Para llevar un sistema físico a un estado de baja energía, los físicos generalmente usan una técnica de recocido. Dicho método de tratamiento de materiales (recocido real) es útil para tratar un problema de optimización (recocido simulado), por lo cual será abordado a continuación.

3.3.1.1.2 Recocido real y recocido simulado

Para modificar el estado de un material, los físicos tienen un parámetro ajustable: la temperatura. Para ser específicos, el recocido es una estrategia en la que se puede alcanzar un estado óptimo controlando la temperatura. Para obtener una comprensión más profunda, se puede considerar el ejemplo del crecimiento de un monocristal. La técnica de recocido consiste en calentar el material de antemano para impartirle alta energía. Luego, el material se enfría lentamente, en una serie de etapas a temperaturas particulares, cada una de duración suficiente; Si la disminución de la temperatura es demasiado rápida, puede causar defecto. Esta estrategia de una disminución controlada de la temperatura conduce a un estado sólido cristalizado, que es un estado estable, que corresponde a un mínimo absoluto de energía. La técnica opuesta es la de enfriamiento, que consiste en bajar la temperatura del material muy rápidamente: esto puede conducir a una estructura amorfa, un estado metaestable que corresponde a un mínimo local de energía. En la técnica de recocido, el enfriamiento del material provoca una transformación de orden de desorden, mientras que la técnica de enfriamiento produce la solidificación de un estado desordenado.

La idea de utilizar una técnica de recocido para hacer frente a los problemas de optimización dio lugar a la técnica de recocido simulado. Esto consiste en introducir un parámetro de control en el proceso de optimización, que desempeña el papel de la temperatura. La "temperatura" del sistema a optimizar debe tener el mismo efecto que la temperatura de un sistema físico: debe condicionar el número de estados accesibles y conducir al estado óptimo si la temperatura se reduce gradualmente de forma lenta y bien controlada (como en la técnica de recocido), o hacia un mínimo local si la temperatura baja abruptamente (como en la técnica de enfriamiento).

3.3.1.1.3 Descripción del método de recocido simulado

El algoritmo se basa en dos resultados de física estadística. Por un lado, cuando se alcanza el equilibrio termodinámico a una temperatura dada, la probabilidad de que un sistema físico tenga una energía E dada es proporcional a e^{-E/k_B^T} donde k_B denota la constante de Boltzmann. Entonces, la distribución de los estados de energía es la distribución de Boltzmann en la temperatura considerada⁸.

Por otro lado, para simular la evolución de un sistema físico hacia su equilibrio termodinámico a una temperatura dada, se puede utilizar el método Metropolis(1953) - el cual será detallado más adelante-, a partir de una configuración dada (en nuestro caso, un vector de pesos), el sistema está sujeto a una modificación elemental (por ejemplo, un cambio de pesos entre dos stocks distintos); si esta transformación provoca una disminución en la función objetivo (o "energía") del sistema, se acepta; en cambio, si causa un aumento ΔE en la función objetivo, también puede aceptarse, pero solo con una probabilidad $e^{-\Delta E/T}$. (En la práctica, esta condición se realiza de la siguiente manera: se usa un número real elegido al azar, que varía entre 0 y 1, y se acepta una configuración que causa un decrecimiento ΔE en la función objetivo si el número aleatorio extraído es menor o igual a $e^{-\Delta E/T}$.) Al seguir repetidamente esta regla de aceptación de Metrópolis, se genera una secuencia de configuraciones, que constituye una cadena de Markov (en el sentido de que cada configuración depende solo de aquella que la precede inmediatamente). Con este formalismo en su lugar, es posible demostrar que, cuando la cadena es de longitud infinita (en la práctica, de longitud "suficiente"), el sistema puede alcanzar (en la práctica, puede acercarse) el equilibrio termodinámico a la temperatura considerada: En otras palabras, esto nos lleva a una distribución de Boltzmann de los estados de energía a esta temperatura.

Por lo tanto, el papel que la regla Metrópolis otorga a la temperatura resulta claro. A alta temperatura, $e^{-\Delta E/T}$ está cerca de 1 y, por lo tanto, la mayoría de los movimientos son aceptados y el método se vuelve equivalente a una simple caminata aleatoria en el espacio de configuración. A baja temperatura, $e^{-\Delta E/T}$ está cerca de 0 y, por lo tanto, la mayoría de los movimientos que aumentan la energía son rechazados. A una temperatura intermedia, el algoritmo permite de forma intermitente transformaciones que degradan

⁸ Mas información sobres los procesos físicos puntuales y los procesos de Boltzman puede encontrarse en (Maza & Tidor, 1993)

la función objetivo: por lo tanto, deja la posibilidad de que el sistema se aleje de un mínimo local.

Una vez que se alcanza el equilibrio termodinámico a una temperatura dada, la temperatura se baja "ligeramente" y se implementa una nueva cadena de Markov en esta nueva etapa de temperatura (si la temperatura se baja demasiado rápido, la evolución hacia un nuevo equilibrio termodinámico se ralentiza: Al comparar las sucesivas distribuciones de Boltzmann obtenidas al final de las diversas etapas de temperatura, se puede observar un aumento gradual en el peso de las configuraciones de baja energía: cuando la temperatura tiende a cero, el método converge hacia el mínimo absoluto de energía. En la práctica, el proceso finaliza cuando el sistema se "solidifica" (lo que significa que la temperatura ha alcanzado cero o no se han aceptado más movimientos que causen un aumento de energía durante la etapa).

3.3.1.1.4 Enfoques teóricos

El método de recocido simulado se implementó en muchos estudios teóricos por las siguientes dos razones: por un lado, era un algoritmo nuevo, por lo que era necesario establecer las condiciones para la convergencia; y, por otro lado, el método contiene muchos parámetros y tiene muchas variantes, cuyo efecto o influencia sobre el mecanismo debe entenderse adecuadamente si se desea implementar el método al máximo. En el caso particular de este trabajo de tesis, solo se enfatizarán los aspectos principales tratados en la literatura que tienen utilidad en los modelos de optimización de portfolios para casos de alta volatilidad, como en el caso del mercado de capitales argentino.

Por lo cual a continuación se introducirán ciertos temas como la convergencia teórica del recocido simulado luego, se analizarán en detalle los factores que influyen en el funcionamiento del método: la estructura del espacio de configuración (espacio de soluciones posibles), las reglas de aceptación, los pasos del método, y la elección de los parámetros para la solución al problema de optimización de portfolios en cuestión.

3.3.1.1.4.1 Convergencia teórica del recocido simulado

El resultado general que arrojan los estudios teóricos acerca de la convergencia del método es que, bajo ciertas condiciones, el recocido simulado probablemente converge hacia un óptimo global, en el sentido de que es posible obtener una solución arbitrariamente cercana a este óptimo con una probabilidad arbitrariamente cercana al

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

100%. Este resultado es, en sí mismo, significativo porque distingue el recocido simulado de otros competidores metaheurísticos, cuya convergencia no está garantizada.

Sin embargo, el establecimiento de las "condiciones de convergencia" no es aceptada por unanimidad. Algunas de estas condiciones, como las propuestas por Aarts y Van Laarhoven (Aarts & Van Laarhoven, 1985). se basan en el supuesto de disminuir la temperatura en etapas como condición de convergencia. Esta característica, bien diseñada y dirigida permite representar el proceso de optimización en forma de cadenas de Markov homogéneas completamente conectadas, cuyo comportamiento asintótico puede describirse fácilmente. También se ha demostrado que la convergencia está garantizada siempre que, por un lado, se respete la reversibilidad (también se debe permitir lo contrario de cualquier cambio permitido) y, por otro lado, también se mantiene la conectividad del espacio de configuración (cualquier estado puede acceder al sistema desde cualquier otro estado con la ayuda de un número finito de cambios elementales). Esta formalización tiene dos ventajas:

- Permite legitimar la disminución de la temperatura en etapas, lo que mejora la velocidad de convergencia del método;
- Permite establecer que se puede obtener una solución de "buena" calidad (ubicada significativamente cerca del óptimo global) mediante recocido simulado en un tiempo polinómico para ciertos problemas.

3.3.1.1.4.2 Espacio de configuración

El espacio de configuración (o de soluciones) juega un papel fundamental en la efectividad de la técnica de recocido simulado para resolver problemas complejos de optimización. Está equipado con una "topología", que se origina en el concepto de proximidad entre dos configuraciones: la "distancia" entre dos configuraciones representa el número mínimo de cambios elementales necesarios para pasar de una configuración a otra. Además, hay una energía asociada con cada configuración, de modo que el espacio de configuración se caracteriza por un "paisaje energético". Todas las dificultades del problema de optimización radican en el hecho de que el paisaje energético se compone de una gran cantidad de valles de diferentes niveles. profundidad, posiblemente relativamente cerca uno del otro, que corresponde a los mínimos locales de energía.

Está claro que la forma de este paisaje no es específica del problema en estudio, sino que depende en gran medida de la elección de la función de costo y la elección de los cambios elementales. Sin embargo, la solución final requerida, es decir, el mínimo global (o uno de los mínimos globales de energía comparable), debe depender principalmente de la naturaleza del problema considerado y no (o muy poco) de estas opciones.

Un tópico a tener en cuenta está relacionado con la adaptación del recocido simulado a la solución de problemas de optimización. Debido a que el método original estaba basado en problemas discretos, es necesario destacar las transformaciones necesarias para dar el paso de "recocido simulado combinatorio" a "recocido simulado continuo". De hecho, el método se desarrolló originalmente para su aplicación en el dominio de los problemas de optimización combinatoria, donde los parámetros libres pueden tomar solo valores discretos. En la mayoría de estos tipos de problemas encontrados en la práctica, la topología casi siempre se considera como datos para el problema. Por ejemplo, si el método se usa para elegir (optimizar) el camino más corto entre dos puntos, el método probará con distancias de un punto intermedio, dos puntos intermedios, etc., sin embargo, cuando el objetivo es optimizar una función de variables continuas, la topología debe actualizarse. Esto da lugar al concepto de "topología adaptativa": aquí, el problema ya no impone la longitud de los pasos elementales. Esta elección debe ser dictada balanceando entre dos situaciones extremas: si el paso es demasiado pequeño, el método explorará solo una región limitada del espacio de configuración; La función de costo se mejora muy a menudo, pero en una cantidad insignificante. Por el contrario, si el paso es demasiado grande, los resultados de la prueba solo se aceptan raramente y son casi independientes entre sí.

3.3.1.1.4.3 Reglas de aceptación

El principio del recocido simulado requiere que uno acepte, ocasionalmente y bajo el control de la "temperatura", un aumento en la energía del estado actual, lo que le permite extraerlo de un mínimo local. La regla de aceptación generalmente utilizada es la regla de Metrópolis. Esto posee la ventaja de que se origina directamente de la física estadística. Sin embargo, existen muchas variaciones de esta regla que pueden ser más efectivas desde el punto de vista del tiempo de computación.

Otro aspecto surge del examen del siguiente problema: a baja temperatura, la tasa de aceptación del algoritmo se vuelve muy pequeña y, por lo tanto, el método es ineficaz.

Este es un problema bien conocido que se encuentra en el recocido simulado, que puede resolverse sustituyendo la regla tradicional de Metrópolis con una alternativa acelerada, tan pronto como la tasa de aceptación sea demasiado baja. En la práctica, esta metodología rara vez se emplea.

3.3.1.1.4.4 Parametrización

La velocidad de convergencia de la metodología de recocido simulado depende principalmente de dos factores: el espacio de configuración y el modelo de recocido.

Con respecto a el espacio de configuración, resulta claro que, en el caso particular de este trabajo, se trata del escenario de elección de portfolios, en otras palabras, es todas las posibles combinaciones que puede tomar el vector de pesos para el modelo de Markowitz.

Por lo tanto, resta detallar la metodología de recocido a utilizar: esto aborda principalmente el problema de controlar la "temperatura", así como la posibilidad de que un sistema alcance una solución tan rápido como posible. El programa de recocido debe especificar los siguientes valores del control y parámetros para la temperatura:

- la temperatura inicial;
- la longitud de las cadenas homogéneas de Markov, es decir, el criterio para cambiar a la siguiente etapa de temperatura;
- la ley de disminución de la temperatura;
- el criterio para la terminación del método.

En ausencia de resultados teóricos generales que puedan ser fácilmente explotados, siempre es posible recurrir al ajuste empírico de estos parámetros.

Para elaborar un poco más sobre el tema, se remarcarán las características del método de recocido que resultan más relevantes: la ley de disminución de la temperatura. La ley geométrica de disminución, $T_{k+1} = \alpha \cdot T_k$, donde $\alpha =$ constante es ampliamente aceptada para su uso en el método, debido a su simplicidad. Una solución alternativa, potencialmente más eficaz, es una ley adaptativa de la forma $T_{k+1} = \alpha(T_k)$ donde α es una función determinada, el problema con este enfoque es que es necesario elegir entre varias leyes sugeridas en la literatura. Sin embargo, varias leyes adaptativas tradicionales que tienen orígenes y expresiones matemáticas bastante diferentes, que en la práctica son equivalentes pueden ser expresado en la siguiente forma genérica:

$$T_{k+1} = \left(1 - T_k * \frac{\Delta(T_k)}{\sigma^2(T_k)} \right) * T_k$$

$$\sigma^2(T_k) = \langle f_{T_k}^2 \rangle - \langle f_{T_k} \rangle^2$$

Donde

f denota la función objetivo, y $\Delta(T_k)$ depende de la ley adaptativa seleccionada.

$\langle \rangle$ denota el valor esperado de la variable (se omitió utilizar la notación $E()$ para la esperanza matemática o valor esperado ya la letra E es usada en la literatura del método como el parámetro energía)

La opción más simple, $\Delta(T_k) = \text{constante}$, puede ser efectivo, aunque no se corresponde estrictamente con ninguna de las leyes tradicionales.

3.3.1.1.5 Ventajas y desventajas del método

De la sección anterior, se pueden establecer las características principales del método. En primer lugar, las ventajas: es observable que la técnica de recocido simulado generalmente logra una solución de buena calidad (es decir, un mínimo absoluto o un mínimo relativo bueno para la función objetivo). Además, es un método general: es aplicable a todos los problemas que potencialmente pueden emplear técnicas de optimización iterativa, y es fácil de implementar, con la condición de que, después de cada transformación, el cambio correspondiente en la función objetivo puede evaluarse directa y rápidamente. (a menudo el tiempo de computación se vuelve excesivo si no se puede evitar el recálculo completo de la función objetivo después de cada transformación). Por último, ofrece una gran flexibilidad, ya que uno puede añadir fácilmente nuevas restricciones al modelo.

En cuanto a las desventajas, es destacable la cantidad de (temperatura inicial, tasa de disminución de la temperatura, duración de las etapas de temperatura, criterio de finalización del método). Aunque los valores estándar publicados para estos parámetros generalmente permiten la operación efectiva del método, su naturaleza esencialmente empírica nunca puede garantizar la idoneidad para una gran variedad de problemas. Es por ello que la adaptación para el caso del mercado de capitales argentinos requiere una parametrización acorde a sus variables determinadas. El segundo defecto del método,

que depende del anterior, es el tiempo de cómputo involucrado, que es excesivo en ciertos casos.

3.3.1.1.6 Parámetros utilizados:

- Definición de la función objetivo: algunas restricciones pueden integrarse en la función objetivo, mientras que otras constituyen una limitación en la forma de las perturbaciones del problema.
- Elección de los mecanismos de perturbación para la "configuración actual": el cálculo de la variación ΔE correspondiente de la función objetivo debe ser directo y rápido.
- Temperatura inicial T_0 : esto puede calcularse en un paso preliminar utilizando el siguiente algoritmo:
 - Crear 100 perturbaciones al azar; evaluar el promedio $\langle \Delta E \rangle$ de las variaciones correspondientes ΔE ;
 - Elegir una tasa inicial de aceptación τ_0 de las "perturbaciones degradantes" de acuerdo con la "calidad" supuesta de la configuración inicial; por ejemplo:
 - Calidad "pobre": $\tau_0 = 50\%$ (a partir de alta temperatura),
 - Calidad "buena": $\tau_0 = 20\%$ (a partir de baja temperatura);
 - Deducir T_0 de la relación: $e^{-\frac{\langle \Delta E \rangle}{T_0}} = \tau_0$
- Regla de aceptación de Metrópolis: si $\Delta E > 0$, se elige un número r en el rango $[0,1]$ al azar, y la perturbación se acepta si $r < e^{-\frac{\Delta E}{T}}$, donde T indica la temperatura actual.
- Cambio a la siguiente etapa de temperatura: esto puede ocurrir tan pronto como se cumpla una de las siguientes dos condiciones durante una etapa de temperatura:
 - $12 \cdot N$ perturbaciones aceptadas;
 - $100 \cdot N$ perturbaciones intentadas, N indica el número de grados de libertad (o parámetros) del problema.
- Disminución de la temperatura: esto puede llevarse a cabo de acuerdo con la ley geométrica $T_{k+1} = C \cdot T_k$. Donde C es una constante.
- Terminación de las iteraciones: Luego de una cantidad fija de etapas de temperatura sucesivas sin ninguna aceptación, la búsqueda debería concluirse.

- Verificaciones esenciales durante las primeras ejecuciones del algoritmo:
 - la generación de los números aleatorios reales (en $[0, 1]$) debe ser realmente uniforme;
 - la "calidad" del resultado no debe variar significativamente cuando el algoritmo se implementa varias veces:
 - Con diferentes "semillas aleatorias" para la generación de números aleatorios,
 - Con diferentes configuraciones iniciales.
- Una versión alternativa del algoritmo para lograr menos tiempo de cálculo: el recocido simulado es codicioso y poco efectivo a baja temperatura; por lo tanto, una opción es la utilizar la técnica de recocido simulada hasta su finalización y luego aplicar otro método de búsqueda local para la optimización específica del problema, cuyo papel es "refinar" lo óptimo.

A continuación, se detalla un esquema del método

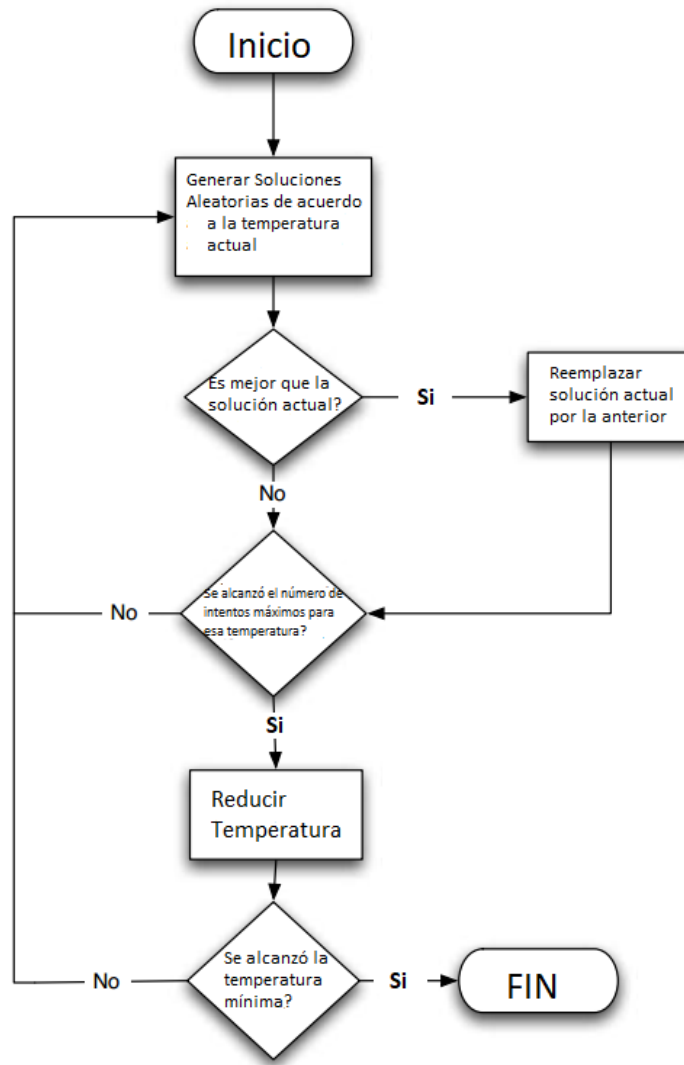


Figure 6, adaptado de (Heaton, 2008)

3.3.2 Resultados del método

Según la parametrización previamente mencionada, el método alcanza un sharpe ratio de 0.1292346 para el caso de 2 acciones, mientras que alcanza el valor de 0.1306225 para el caso de más de dos acciones.

Esto significa, que el método consigue alcanzar el máximo global que es compuesto de 3 acciones para $N = 3, \dots, 11$.

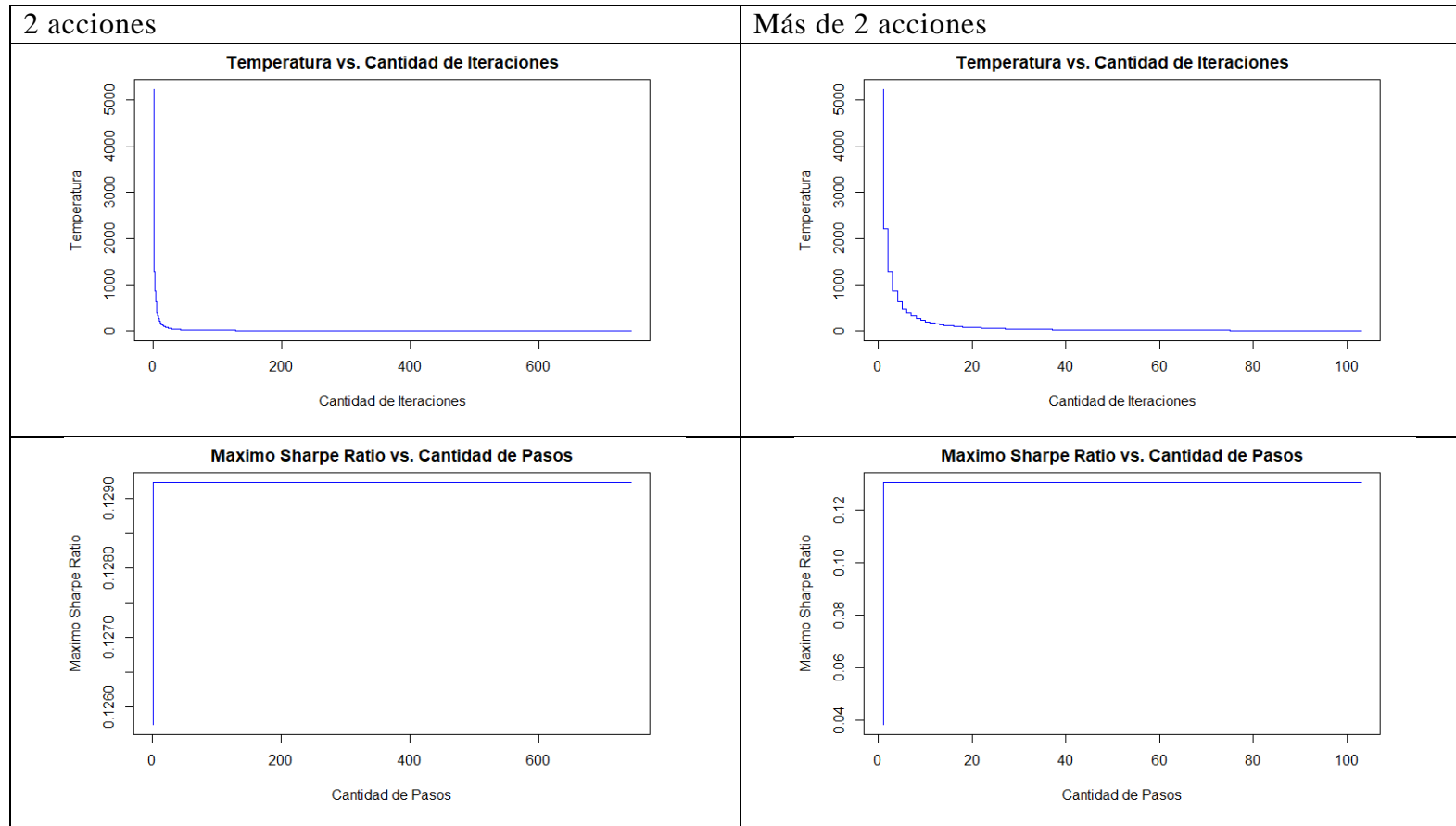
Es por ello que a continuación se detalla, para ambos casos ($n=2$ y $n>2$), la composición del portfolio, y las curvas de Temperatura vs Cantidad de iteraciones y el Máximo Sharpe Ratio encontrado vs. Cantidad de iteraciones.

Como puede observarse en los gráficos el método encuentra el valor que maximiza el sharpe ratio en las primeras iteraciones, por lo cual resulta irrelevante los cálculos posteriores. No obstante, se ha permitido que el método avance por sobre el parámetro de fin a los fines de la demostración de la performance del método para este trabajo. Ya que de por si el método obtuvo los valores óptimos para ambos casos en la iteración 22

Es destacable, que para cambios de temperaturas bruscos, usando funciones decrecientes del tipo exponencial, como por ejemplo $T_{k+1} = T_k^{-\alpha}$, el método no converge, siendo estos resultados similares a los encontrados por (Kapiamba, Ulungu, & Mubenga, 2015)

Cabe destacar que debido a la naturaleza volátil del mercado argentino y a la poca cantidad de acciones que en este se maneja, es aconsejable diseñar una configuración inicial de distribución uniforme en todo el espacio de soluciones. Si bien esto no es un requerimiento necesario para lograr convergencia.

Otro aspecto a tener en cuenta es que el método converge rápidamente a la solución, por lo que deberían evitarse cantidades excesivas de iteraciones, lo cual queda a discreción del diseñador del experimento.



Resultados														
Cantidad de Acciones	Composición											Indicadores		
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD	Sharpe	Desvio	Retorno
2	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	87.94%	12.06%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.129235	3.29%	0.43%
3-11	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	76.60%	10.52%	0.00%	12.89%	0.00%	0.00%	0.130623	2.94%	0.38%

Cantidad de Acciones	Indicadores		
	Sharpe	Desvio	Retorno
2	0.129235	3.295%	0.426%
3-11	0.130623	2.937%	0.384%

3.3.3. Método de colonia de hormigas

3.3.3.1. Marco Teórico:

3.3.3.1.1.: Introducción:

Los estudios realizados por biólogos durante la década de 1980, más precisamente los realizados por Jean-Louis Deneubourg(1987) introdujeron una forma "algorítmica" de pensar sobre el comportamiento de las hormigas, de las cuales se sabía encontraban caminos óptimos entre sus nidos y su alimento.

El vínculo entre la optimización y la simulación del comportamiento de las hormigas se hizo a principios de la década de 1990 (Colorni, Dorigo, & Maniezzo, 1992), a partir de esto, siguieron numerosos estudios de optimización combinatoria basados en la explotación de una fuente de alimento por las hormigas. El objetivo de esta sección es dar un resumen de estos estudios y comprender con precisión los mecanismos subyacentes utilizados en este tipo de metaheurísticas bio-inspiradas para luego ser aplicado al caso real del problema de portfolios del mercado argentino.

Antes de abordar las consideraciones de optimización, es necesario comenzar detallando el comportamiento y las características de las hormigas.

3.3.3.1.2 La inteligencia colectiva de las hormigas

3.3.3.1.2.1 Nociones Básicas

Las hormigas se pueden encontrar en casi todos los ecosistemas terrestres y, aunque están sujetas a las mismas limitaciones que otras especies vivas: encontrar comida y un lugar para vivir, defenderse y reproducirse, estas responden a todas estas necesidades a través del comportamiento colectivo. Es notable que todas las hormigas viven en sociedades, y esta es la principal explicación de su éxito ecológico. El aspecto colectivo de sus actividades se puede observar en la división del trabajo (construir el nido y el cuidado de la cría), compartir información (buscar comida y alertar cuando son atacados) y, lo que es más fascinante, el hecho de que la tarea reproductiva es realizado solo por unos pocos individuos en la colonia (la mayoría de las hormigas en el nido son estériles).

Otras características a tomar en cuenta con el propósito de optimización es que la misma regulación de las tareas es realizada por las hormigas, es decir, su capacidad

para distribuir el trabajo sin ninguna supervisión central, representa un mecanismo de adaptación a las fluctuaciones en su entorno. Esto puede considerarse como un problema de optimización de distribución o logística (varias tareas deben realizarse al mismo tiempo, pero en diferentes lugares), que también es dinámico (porque las necesidades pueden evolucionar con el tiempo). Sin embargo, esta sección se centrará en el intercambio de información por parte de las hormigas, es decir, sus habilidades de comunicación, lo cual ya de por sí representa un tema amplio.

3.3.3.1.2.2 La comunicación química de las hormigas

La forma más prominente que tienen las hormigas de comunicarse, sin excepción, es su capacidad de emplear sustancias químicas, que se llaman feromonas. Estas feromonas son una mezcla de hidrocarburos secretados por las hormigas, que pueden colocar estas sustancias en su camino y esto constituye un rastro atractivo para otras hormigas. Las feromonas, según su composición, tienen la propiedad de evaporarse con el tiempo. Así, un rastro que no está reforzado con nuevos depósitos desaparece. Las feromonas se usan en varias ocasiones y por diversas especies. Por ejemplo, cuando se envía un mensaje de alerta, las feromonas permiten el reclutamiento de grandes cantidades de hormigas para defender el nido. Las hormigas usan feromonas no solo porque pueden sintetizarlas sino también porque pueden percibir esas sustancias: sus antenas son detectores con una sensibilidad más allá del alcance de los más modernos sensores electrónicos. Estos "olores" que las hormigas perciben, son tan importantes que representan la forma más prominente en que las hormigas manejan su identidad, es decir, la identidad individual y colonial de cada hormiga está vinculada a su capacidad para sintetizar, compartir y oler esta mezcla química que se extiende por su cutícula. El ejemplo particular que se estudia en esta sección se refiere a la forma de comunicación de las hormigas que les permite establecer un reclutamiento masivo. Aquí, "masa" significa que una gran cantidad de individuos están involucrados en la explotación de una fuente de alimento. Básicamente, explotar una fuente de alimento consiste, para las hormigas, en salir del nido y moverse en un ambiente que está cambiando, si no es peligroso, para llegar a la ubicación de la fuente de alimento. El punto importante a considerar es que una hormiga puede capturar una pequeña cantidad de comida. Luego, la hormiga trae este alimento al nido para alimentar a la población (a menudo) grande que no sale del nido. Se observa un reclutamiento masivo cuando las hormigas ponen feromonas en su camino de regreso al nido. Este sendero es luego percibido por las hormigas que abandonan el nido, y estas hormigas están orientadas hacia la fuente de

alimento. Luego, mediante un mecanismo de refuerzo vinculado a la cantidad de hormigas que buscan comida, cuanto mayor sea la cantidad de hormigas que buscan comida, más volverán a colocar feromonas y más atractivo será el rastro, y así sucesivamente. Puede observarse que cada vez que la colonia puede enviar nuevos trabajadores para capturar alimentos, la comunicación indirecta de las hormigas puede conducir a un método muy eficiente de recolección de alimentos. Cuando la fuente de alimento desaparece (porque se ha agotado o el ambiente ha cambiado), las hormigas que no pueden encontrar comida no refuerzan el camino en su camino de regreso. Después de un tiempo, la fuente agotada y el camino hacia ella se abandonan, y probablemente se usa otra fuente más atractiva. El reclutamiento masivo de hormigas que acabamos de describir puede considerarse como un modelo interesante de optimización logística. Sin embargo, también podemos observar efectos sutiles en el camino construido por las hormigas: podemos observar que las hormigas pueden optimizar la trayectoria entre el nido y la fuente de alimento. Esta optimización puede tener lugar de dos maneras: primero, las trayectorias que minimizan la distancia total son las más favorecidas, y segundo, si un obstáculo cae en el camino y lo modifica, se encontrará rápidamente un atajo

Esta última capacidad de las hormigas está relacionada con la capacidad de resolver un problema dinámico. En el resto de esta sección, sin embargo, se asumirá que las condiciones ambientales no se modifican (el problema es estático), ya que al momento de realizar los cálculos, las condiciones ambientales (el vector de rendimientos y la matriz de covarianza) están predeterminadas y deberían utilizarse una diferente para cada medición.

Las condiciones que permiten a las hormigas encontrar el mejor camino han sido estudiadas en (Goss, Aron, Deneubourg, & Pasteels, 1989) mediante el uso de una configuración experimental con dos puentes que conectan, sin caminos alternativos, el nido a la fuente de alimento proporcionada a las hormigas.

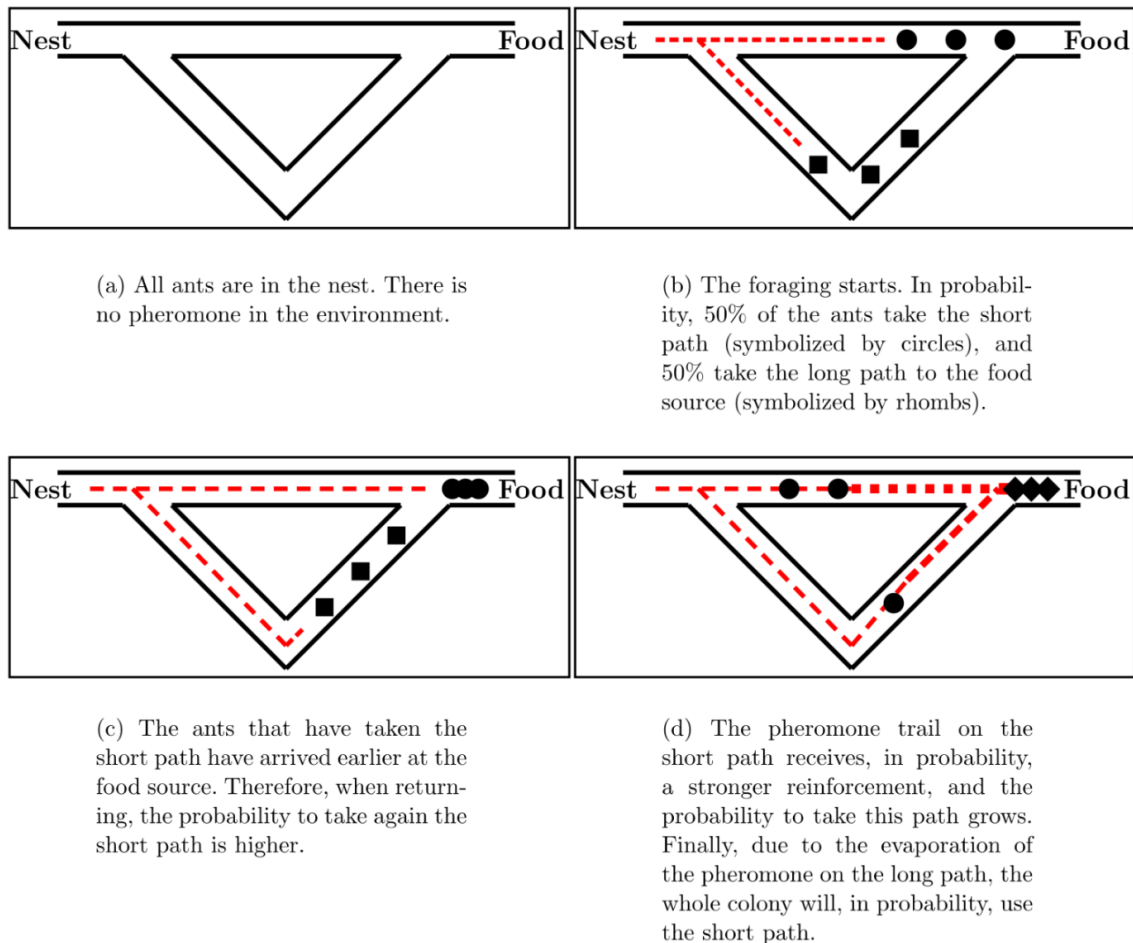


Figure 7 Adaptado de (Blum, 2005)

La figura 7 muestra esquemáticamente el experimento, en el que se ha observado que en la gran mayoría de los casos, las hormigas pueden encontrar el camino más corto. Este comportamiento puede explicarse por el hecho de que las hormigas que eligen el camino a través del camino recto llegan rápidamente a la comida. Es posible hipotetizar que todas las hormigas se mueven a la misma velocidad y siempre depositan feromonas. Al comienzo del proceso, las hormigas que salen del nido alcanzan la bifurcación y no tienen ninguna información para decidir la mejor dirección para elegir. Entonces, alrededor de la mitad del flujo de hormigas elige el camino recto mientras que la otra mitad elige el camino curvo. Aquellas que han elegido el camino más corto (sin saberlo a priori) alcanzarán la fuente de alimentación más rápidamente y, en consecuencia, obtendrán comida antes para llevarla al nido. Luego, en su camino de regreso, alcanzan la primera bifurcación otra vez y, nuevamente, tendrán que elegir entre dos opciones (pero esta vez con una función de probabilidad distinta). A medida que depositan feromonas regularmente, es posible que una pequeña diferencia en la concentración se amplifique por el número de hormigas.

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

En este experimento, se pueden encontrar todos los ingredientes de un sistema auto organizado.

- un mecanismo de refuerzo positivo: las feromonas son atractivas para las hormigas que, a su vez, depositan feromonas (referido en la literatura como un comportamiento auto catalítico, es decir, uno que se refuerza a sí mismo)
- un mecanismo de retroalimentación negativa: las feromonas se evaporan, lo que limita el fenómeno y permite una pérdida de memoria o incluso una salida de un estado estable;
- un comportamiento aleatorio que causa fluctuaciones en los estados del sistema;
- una multiplicidad de interacciones: las hormigas son numerosas.

Luego se pueden observar cierto nivel de inteligencia colectiva cuando emergen o aparecen estructuras espaciales o temporales debido a numerosas interacciones repetidas, directas o indirectas, entre individuos que pertenecen a la misma colonia o grupo. Aquí, se observa que la aparición de un camino utilizado por la mayoría de las hormigas. Obviamente, es el mecanismo de comunicación indirecta de las feromonas lo que conduce al fenómeno de optimización. Las hormigas pueden encontrar el mejor camino, y esto se puede traducir en optimización combinatoria.

3.3.3.1.3 Modelando el comportamiento de las hormigas

El trabajo de análisis de comportamiento descrito anteriormente puede traducirse en un modelo de comportamiento que no necesariamente imita la realidad de lo que podría estar ocurriendo en las cabezas de las hormigas. Pero este modelo puede usarse para reconstruir el proceso de optimización con un número mínimo de reglas simples.

3.3.3.1.3.1 Definición de “hormiga” para el caso de estudio

Antes de modelar el comportamiento de las hormigas, es necesario definir el significado del concepto "hormiga". Para ello, se utilizará la definición dada en (Monmarché, Guinand, & Siarry, 2010): una hormiga artificial es un objeto, virtual, real o simbólico (como un punto en un espacio de búsqueda) que tiene un enlace, una similitud (es decir, un comportamiento, una característica común) con una hormiga real. Esta definición es suficientemente general para abarcar varios modelos de hormigas. El punto importante es que una hormiga artificial no debe limitarse a un sistema capaz de

imitar el comportamiento de explotación de la fuente de alimento. En el caso particular de este caso de estudio, las hormigas representan los agentes de búsqueda de en el espacio de soluciones(portfolios posibles)

3.3.3.1.3.2 Hormigas en un gráfico

Para describir con precisión el comportamiento de la hormiga en el entorno que estamos considerando, es decir, el experimento de doble puente, este entorno se modela mediante la figura 7.

El modelo de comportamiento se puede describir de la siguiente manera:

- Las hormigas abandonan el nido y eligen una de las dos rutas posibles.
- La elección del borde que representa el camino está influenciada por feromonas en los dos bordes: la hormiga tiene una mayor probabilidad de elegir el borde con el mayor nivel de feromonas.
- Las feromonas pueden ser modeladas por valores reales, que pueden considerarse como concentraciones de feromonas en los bordes considerados.
- La hormiga recorre el camino elegido mientras deposita feromonas en cada paso del camino.
- Una vez que se alcanza la comida, la hormiga regresa al nido y elige su camino con la misma estrategia que usaba antes.
- Las feromonas se evaporan continuamente: el valor real que representa la concentración de feromonas disminuye.

3.3.3.1.4 Optimización combinatoria con hormigas

La estructura gráfica presentada en la sección anterior se desarrollará aún más, focalizando en los aspectos que serán utilizados luego para la optimización de portfolios.

3.3.3.1.4.1 La metaheurística del método.

En esta sección, se presentarán los detalles de los submétodos inspirados en el comportamiento de las hormigas. La analogía entre la búsqueda de portfolio mínimo y las hormigas que optimizan su trayectoria entre el nido y la comida es inmediata.

3.3.3.1.4.1.1 Método del sistema de hormigas

El algoritmo del sistema de hormigas (AS por sus siglas en inglés: “Ant System”), fue el primero en ser propuesto para resolver un problema de optimización combinatoria con hormigas artificiales (Colomi et al., 1992), si bien este algoritmo no es el mejor en esta categoría, resulta conveniente para presentar los principios principales que se encuentran en varios algoritmos basados en hormigas que utilizan feromonas artificiales.

En comparación con el modelo de hormigas descrito anteriormente, se realizan varios cambios, ya sea por razones algorítmicas o por la necesidad de construir soluciones de manera eficiente:

- Los nodos que han pasado se memorizan: las hormigas deben memorizar el camino parcial ya seguido para evitar nodos que ya se han visitado. Esta memoria no es necesaria en el modelo original porque cuando las hormigas abandonan el nido, están buscando la comida, y cuando han encontrado la comida, intentan llegar al nido.
- Las feromonas se depositan después de la construcción de una solución completa: a diferencia de las hormigas reales, que depositan feromonas de forma continua e independiente de la longitud total del camino, las hormigas artificiales depositan más feromonas en un camino corto. Esto se hace para evitar la búsqueda de soluciones en espacios de configuración no productivos.
- La velocidad de las hormigas artificiales no es constante: las hormigas se mueven de un nodo al siguiente en una unidad de tiempo, independientemente de la longitud del borde entre los dos nodos. Este punto es más fácil de implementar en la simulación de los movimientos de las hormigas porque, en un modo sincrónico donde cada hormiga se considera en cada iteración, cada hormiga se mueve. Para compensar esta simulación síncrona, el refuerzo de la ruta es proporcional a la calidad de la solución. La "duración del movimiento" se reintroduce en el algoritmo de esta manera.
- Las hormigas artificiales no son totalmente ciegas: relativamente rápido, se hizo evidente que las hormigas totalmente ciegas tomaron mucho tiempo para encontrar soluciones interesantes. La noción de visibilidad se introdujo para tener en cuenta la distancia entre nodos. Luego, además del efecto de las feromonas, las elecciones de las hormigas también están influenciadas por la distancia entre

dos nodos consecutivos. Esto significa que las hormigas artificiales no son “tan ciegas” como el modelo inicial sugerido.

3.3.3.1.4.1.1.1 Construcción de una solución.

Cada hormiga construye una solución de forma incremental, es decir, una permutación de los n nodos (o portofolios para el caso de este trabajo). El nodo inicial se elige aleatoriamente porque no tiene un rol particular.

Desde un punto de vista práctico, para cada camino posible (i, j) se asocia una cantidad de feromona τ_{ij} , y se define la probabilidad de que la hormiga k , ubicada en el nodo / portofolio i , elija el nodo / portofolio j como:

$$p_{i,j}^k = \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \times \eta_{ij}^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} \tau_{il}(t)^\alpha \times \eta_{il}^\beta}$$

Donde

- η_{ij} representa la visibilidad de la hormiga
- α y β son dos parámetros que se usan para ajustar la influencia relativa de las feromonas y la visibilidad;
- N_i^k es el conjunto de nodos que aún no ha visitado la hormiga k (es decir, su memoria) cuando la hormiga se encuentra en el nodo / portofolio i . (queda claro que las variables se tienen que discretizar para poder ser viable)

El numerador contiene el producto de la cantidad de feromonas τ_{ij} con la visibilidad η_{ij} , y por lo tanto tiene en cuenta estos dos tipos de información en la elección de los movimientos de la hormiga. El denominador se utiliza para normalizar las probabilidades de modo que $\sum_{j \in N_i^k} p_{ij}^k(t) = 1$

3.3.3.1.4.1.1.2 Actualización de las feromonas.

Al final de la construcción de un ciclo, cada hormiga k deposita una cantidad Δ_{ij}^k de feromona en todos los caminos (i, j) que pertenecen a su trayectoria. Esta cantidad es proporcional a la calidad de la solución construida por la hormiga (y, en consecuencia, inversamente proporcional a la duración del recorrido completo construido por la hormiga)

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

$$\Delta_{ij}^k = \begin{cases} \frac{1}{L^k} & \text{si } (i, j) \in T^k \\ 0 & \text{en cualquier otro caso} \end{cases}$$

donde T^k es el ciclo (también llamado recorrido) construido por la hormiga k , y L^k es su longitud. La cantidad de feromona en cada borde (i, j) se actualiza de la siguiente manera:

$$\tau_{ij}(t+1) \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta_{ij}^k$$

Donde $\rho \in [0,1]$ es un parámetro para la velocidad de evaporación y m es el número de hormigas.

Algoritmo completo los pasos del método son:

- Inicialización de feromonas (τ_{ij}) $1 \leq i, j \leq n$
 - para todos los t desde 1 hasta el t_{max} hacer:
 - para cada hormiga k hacer:
 - Construir un ciclo $T^k(t)$
 - Calcular la longitud $L^k(t)$ de $T^k(t)$
 - Para cada movimiento/posibilidad (i, j) hacer
 - Actualizar las feromonas $\tau_{ij}(t)$ con la fórmula antes mencionada
- Informar la mejor solución encontrada

Por supuesto, el método se ha simplificado deliberadamente para enfatizar su estructura, principalmente la discretización de sus variables.

Se ha simplificado deliberadamente también la presentación del algoritmo para enfatizar su estructura. Aquí están, más precisamente, los detalles de su implementación:

Aquí se presentan, más precisamente, los detalles de su implementación:

- Los valores de feromonas se almacenan en una tabla porque, en el caso general, se considera un grafo completo. La inicialización de las feromonas consiste en influir en el comportamiento de las hormigas lo menos posible, al menos en las primeras iteraciones. Luego, los valores de feromonas se usan como memoria colectiva para cada hormiga cuando su solución se construye de forma iterativa.
- El número de iteraciones está fijado por el parámetro t_{max} . Por supuesto, como se hace en varias metaheurísticas basadas en la población estocástica para la

optimización, se puede mejorar el criterio de detención para el ciclo generacional principal. Por ejemplo, el número de iteraciones se puede vincular a una medida de rendimiento de los resultados obtenidos por el algoritmo: el algoritmo se detiene cuando el proceso de optimización ya no progresa.

- La construcción de una solución por una hormiga, es decir, la construcción de un ciclo, se realiza nodo por nodo utilizando la fórmula antes mencionada. El algoritmo presentado aquí no detalla los detalles de este proceso de construcción, pero el trabajo de la hormiga puede ser síncrono o asíncrono con respecto a la actividad de otras hormigas. En el caso síncrono, cada hormiga da un paso de un nodo al siguiente, hormiga tras hormiga. En el caso asíncrono, cada hormiga construye su ciclo independientemente del trabajo de otras hormigas.
- El costo de una solución, es decir, la duración del ciclo se puede calcular a partir de las fórmulas previamente destacadas. Por supuesto, como el objetivo es encontrar el portfolio con mejor performance, el algoritmo debe mantener en memoria la mejor solución, no solo su costo.
- El proceso de actualización de feromonas consiste en mantener y compartir información útil para optimizar la duración del ciclo construido por las hormigas.

3.3.3.1.4.1.1.3 Parámetros y valores usuales:

Como con cada metaheurística, la elección de los valores de los parámetros del método es crucial. Los intervalos de posibles valores válidos son a menudo obtenidos después de varios experimentos. La siguiente tabla muestra los valores aproximados de los parámetros usuales utilizados.

Símbolo	Parámetro	Valores
α	Influencia de feromonas	1
β	Influencia de visibilidad	[2;5]
ρ	Ritmo de evaporación	0,5
τ_0	Valor inicial de la feromona	m/C
m	Cantidad de hormigas	n

En la tabla C representa una estimación del costo de una solución y n es el número de nodos en el gráfico (es decir, más o menos el tamaño del problema):

3.3.3.1.4.2. Método de optimización por Colonia de Hormigas

El método de optimización por colonias de hormigas se propuso inicialmente para resolver problemas discretos básicos. Si bien este método inspiró en los mismos mecanismos que el algoritmo AS, este sigue una dirección opuesta con respecto a ciertos comportamientos y también se centra en el objetivo de la eficiencia combinatoria. Esta variante es una de las de mejor rendimiento y, en consecuencia, a menudo se usa para abordar nuevos problemas. A continuación, se describirán las características de este modelo:

Las hormigas, como en el método AS, construyen un ciclo en el gráfico (en el espacio de soluciones) de forma iterativa, y toman sus decisiones de acuerdo con las feromonas y la visibilidad.

3.3.3.1.4.2.1 Construyendo una solución.

La regla para las transiciones entre soluciones introduce una bifurcación entre dos estrategias complementarias ampliamente utilizadas en los métodos de optimización estocástica: en cada paso entre soluciones, las hormigas pueden usar una estrategia de exploración o una estrategia de explotación. Se presenta a continuación los pasos del método:

Asignar a q un valor real, uniforme y aleatoriamente en el intervalo $[0, 1]$

- si $q \leq q_0$ entonces se produce la explotación en donde:
 - el nodo j se elije de la siguiente manera:

$$\bullet \quad j = \arg \max_{l \in N_i^k} \{ \tau_{il} \times \eta_{il}^\beta \}$$

- Si $q > q_0$ entonces se produce la exploración en donde
 - el nodo j se elije de acuerdo a la siguiente probabilidad:
 - $p_{ij}^k = \frac{\tau_{il} \times \eta_{il}^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} \tau_{il} \times \eta_{il}^\beta}$

Donde

η_{ij} es la visibilidad del nodo j para la hormiga ubicada en el nodo i ;

- β es un parámetro utilizado para ajustar la influencia de la visibilidad;

- N_i^k es el conjunto de los nodos que aún no han sido visitados por la hormiga k ubicada en el nodo i ;
- $q_0 \in [0, 1]$ es un parámetro utilizado para ajustar la relación de explotación / exploración.

Puede observarse que el parámetro $q_0 \in [0, 1]$, que representa la probabilidad de elegir el próximo vértice con una estrategia de explotación, conduce a la elección del vértice que maximiza la cantidad $\tau_{il} \times \eta_{il}^\beta$. La noción de visibilidad es similar a la introducida en el algoritmo AS: la distancia se utiliza para obtener un valor $\eta_{ij} = \frac{1}{d(i,j)}$.

Cuando el número de nodos es grande, particularmente al comienzo de la construcción de una solución, es esperable que el tiempo de cálculo sea costoso si es necesario considerar todos los nodos. Este tiempo puede reducirse si se utilizan listas de soluciones candidatas: para cada solución-movimiento, la hormiga comienza considerando una lista de d nodos, elegidas cerca. Si esta preselección falla, la búsqueda se amplía a otros nodos.

3.3.3.1.4.2.2 Actualización de feromonas:

Las mismas se actualizan de acuerdo a la siguiente expresión:

$$\tau_{il} = (1 - \rho)\tau_{il} + \rho \frac{1}{L^+} \quad \forall (i,j) \in T^+$$

Donde L^+ representa es la longitud del mejor camino desde el principio.

Es importante destacar que la transición entre soluciones (i, j) que no pertenecen a la ruta T^+ no tienen una tasa de evaporación dada por $\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij}$.

Como contrapartida las feromonas se evaporan de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \xi)\tau_{ij} + \xi\tau_0$$

En cada paso, las feromonas se evaporan y la hormiga deposita una cantidad fija de feromonas $\xi \tau_0$. La fórmula tiene el efecto de reducir el nivel de feromona τ_{ij} hacia su valor inicial τ_0 cada vez que una hormiga pasa de i a $j(i, j)$. Como es posible observar, mientras más hormigas se muevan entre dos soluciones determinadas, más cercano será

el valor de feromona a τ_0 . En consecuencia, en este modelo, el papel atractivo de las feromonas no es el único efecto que influye en la búsqueda: la mejor solución encontrada aumenta el valor de feromona en el camino, pero si numerosas hormigas usan los mismos caminos, el rastro desaparecerá. Por supuesto, esto está muy lejos del comportamiento de las hormigas reales, pero, desde el punto de vista de la optimización, esto permite mantener la diversidad en las soluciones que se han construido. Sin este mecanismo de evaporación "fuerte", cuando se encuentra una buena solución, todas las hormigas son atraídas por los bordes de esta solución y, después de algún tiempo, todas las hormigas usan el mismo camino, lo cual es resulta poco efectivo para explorar un gran espacio de búsqueda.

3.3.3.1.4.2.3 Búsqueda local.

El último punto distintivo de este método es que se utiliza una heurística local para mejorar las soluciones creadas por las hormigas. Este es un principio ampliamente reconocido en el campo de la metaheurística: se asocia una técnica de exploración espacial de búsqueda general, asegurando una amplia cobertura del espacio, con una técnica dedicada al problema en consideración que es capaz de explotar la vecindad de las soluciones propuestas por el metaheurístico

3.3.3.1.4.2.4 Parametrización

Símbolo	Parámetro	Valores
q_0	Prob. De Explotación - Exploración	0,9
β	Influencia de visibilidad	[2;5]
ρ	Ritmo de evaporación	0,5
ξ	Evaporación local	0,1
τ_0	Valor inicial de la feromona	m/C
m	Cantidad de hormigas	10

3.3.3.1.4.3 Convergencia del algoritmo ACO

Los estudios teóricos que permiten comprender cómo funcionan los algoritmos de hormigas con feromonas son mucho menos numerosos que los estudios

experimentales que abordan diversos problemas. El componente estocástico de estos algoritmos no facilita su análisis, pero podemos dar algunas ideas de los estudios teóricos e indicar su dirección. De acuerdo a Gutjahr(2002) se puede obtener resultados convergentes bajo las siguientes hipótesis:

1. Solo hay una solución óptima (denotada por w^*) para la instancia del problema considerado.
2. Para cada arista $(i, j) \in w^*$, tenemos $\eta_{ij} > 0$ (la visibilidad siempre es positiva).
3. Si $f^* = f^*(m)$ es la mejor evaluación encontrada durante las iteraciones $1, \dots, m - 1$, entonces solo las rutas al menos tan buenas como f^* reciben refuerzo (aquí puede observarse una estrategia elitista)

En estas condiciones, se construye un proceso de Markov en el que cada estado se caracteriza por:

- el conjunto de todos los valores de feromonas;
- el conjunto de todos los caminos construidos parcialmente por las hormigas en la iteración actual;
- la mejor solución encontrada en todas las iteraciones anteriores, $f^*(m)$

Esto condujo a un teorema: Si P_m es la probabilidad de que una hormiga en particular siga la ruta óptima en la iteración m , entonces las siguientes dos afirmaciones son válidas:

Para todo $\varepsilon > 0$ y con los parámetros ρ y β fijos, si se elige un número de hormigas N lo suficientemente grande, tenemos $P_m \geq 1 - \varepsilon$ para todo $m \geq m_0$ (m_0 es un número entero vinculado a ε);

- para todo $\varepsilon > 0$ y con los parámetros N y β fijos, si se elige un factor de evaporación ρ lo suficientemente cerca de 0, tenemos $P_m \geq 1 - \varepsilon$ para todos $m \geq m_0$ (m_0 es nuevamente un número entero vinculado a ε).

Este teorema significa que si elegimos correctamente, el valor del parámetro de evaporación o el número de hormigas, entonces la convergencia del algoritmo está garantizada. Sin embargo, no hay una indicación de cómo elegir uno u otro valor, ni del tiempo que tomará el método: los estudios experimentales varían de acuerdo a las aplicaciones puntuales.

3.3.3.1.5: Conclusión

En el contexto de la optimización combinatoria con hormigas artificiales, no se garantiza que las soluciones encontradas sean óptimas. El trabajo teórico y los estudios experimentales han confirmado que los algoritmos de hormigas convergen hacia lo óptimo, pero el punto clave es que los valores de los parámetros deben elegirse adecuadamente en el caso general y también adaptarse a la instancia del problema que se está considerando. La mayoría de las metaheurísticas se enfrentan a esta pregunta.

3.3.3.2 Parametrización y adaptación del modelo

La parametrización inicial del modelo se realizó siguiendo a (Abolmaali & Roodposhti, 2018) quienes realizaron trabajos de optimización de portfolios en el mercado de Teheran.

La probabilidad de que la hormiga K -ésima hormiga posicionada en el portfolio i elija el portfolio j está dado por:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}}{\sum_{m \in N_i} \tau_{im}}, & j \in N_i \\ 0, & j \notin N_i \end{cases}$$

En otras palabras, la probabilidad de selección del portfolio previamente elegido es igual a 0.

Al final, la cantidad de feromona en un borde debe actualizarse. En este paso, hay dos procesos de evaporación y actualización de la feromona. La feromona que se deposita en cada borde del gráfico se calcula de la siguiente manera

$$\Delta\tau_{ij} = \frac{Q_\mu}{L_{ij}}$$

En donde Q_μ representa la cantidad de feromona y L_{ij} representa la longitud del camino. Estas restricciones demuestran que la cantidad de feromona depositada en una ruta está ajustada con la calidad de las respuestas que ha encontrado una hormiga

Por otro lado, la longitud del camino se calcula como:

$$L_{ij} = \frac{1}{SR_p}$$

Donde SR_p es el Sharpe Ratio del portfolio.

Por lo tanto para $\Delta\tau_{ij}$:

$$\Delta\tau_{ij} = Q_\mu SR_p$$

Para amplificar el poder del algoritmo para encontrar el portfolio óptimo, se utiliza un sistema de ranqueo, el cual asigna el rango más alto al portfolio que tenga el mayor Sharpe Ratio

$$Q_\mu = ((w - \mu) + 1)Q$$

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

En la fórmula anterior, w representa el número de hormigas y μ representa el rango del Sharpe Ratio en comparación con otros portfolios. Esta ecuación asegura que la hormiga que tiene el mayor Sharpe Ratio tiene la mayor cantidad de feromonas depositadas en el camino; por lo tanto, esto acelera el proceso de encontrar la solución óptima.

La evaporación se supone como una función descendente. El método convencional usado para la evaporación es la función exponencial; en el que en cada ronda, un número positivo menor que uno se multiplica por la cantidad de feromona

$$\tau_n = (1 - \rho)\tau_{n+1}, \rho \in [0,1]$$

Los valores puntuales iniciales utilizados para los parámetros son:

Parámetro	Símbolo	Valor
Número de hormigas	m	64
Velocidad de convergencia	ξ	0.5
Dimensión del espacio de búsqueda	q	0.02
“Memoria” de las hormigas	k	32

3.3.3.3: Análisis de Resultados:

Según la parametrización utilizada, el método alcanza un sharpe ratio de 0.1292346 para el caso de 2 acciones, mientras que alcanza el valor de 0.1306225 para el caso de más de dos acciones, alcanzando el máximo global y logrado la convergencia.

Cantidad de Acciones	Composición										
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YFPD
2	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	87.94%	12.06%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
3-11	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	76.60%	10.52%	0.00%	12.89%	0.00%	0.00%

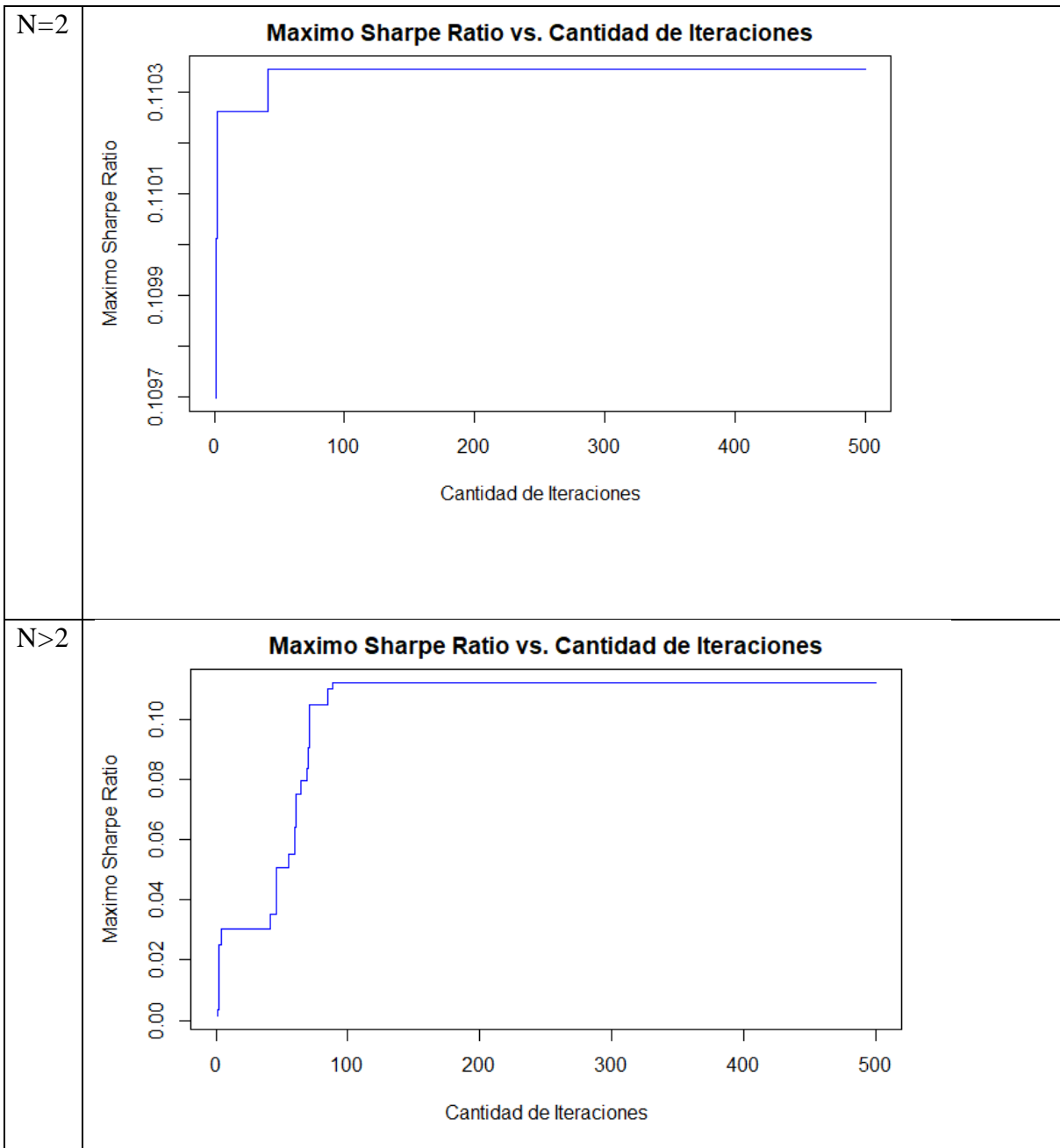
Cantidad de Acciones	Indicadores		
	Sharpe	Desvio	Retorno
2	0.129235	3.295%	0.426%
3-11	0.130623	2.937%	0.384%

Es por ello que al final de la sección se detallan, para ambos casos ($n=2$ y $n>2$), la composición del portfolio, y las curvas de Temperatura vs Cantidad de iteraciones y el Máximo Sharpe Ratio encontrado vs. Cantidad de iteraciones.

Como puede observarse en los gráficos el método encuentra el valor que maximiza el Sharpe ratio en las primeras 50 iteraciones para el caso de dos acciones y tarda el doble para la optimización del caso general.

Otros aspectos se deben tener en cuenta para la parametrización del modelo en el caso del mercado argentino, es que el valor de q el cual puede alterar la convergencia del modelo si no se adapta a las distancias entre las acciones en el caso argentino. Siendo este el parámetro más sensible del modelo. En otras palabras, q debe tener un valor que permita moverse desde una composición de portfolio a otro de manera suave. Como valor empírico q para este caso en particular representó solo el 2% de variación entre soluciones (0.02/1) pero, si se utilizan stocks con diferencia más pronunciables o cotas inferiores para los stocks, resultaría recomendable variar ese valor.

También se observa que los valores de k y m están relacionados con la velocidad de convergencia, pero al igual que (Socha & Dorigo, 2008) no se pudo encontrar una ley que las correlacione de manera directa.



3.3.4 Enjambres de partículas

3.3.4.1. Marco Teórico

3.3.4.1.1 Introducción

En el caso de la optimización, muchos métodos, particularmente los algoritmos genéticos (los cuales son tratados en la sección siguiente), se han inspirado en principios biológicos como la selección, el cruce y la mutación. Sin embargo, más recientemente, algunos otros métodos han tratado de aprovechar los comportamientos que han demostrado ser eficientes para la supervivencia y el desarrollo de las poblaciones biológicas. Desde este punto de vista, la optimización por enjambre de partículas (PSO por sus siglas en inglés: “Particle Swarm Optimization”) es el primer método, que data de 1995, que se basa en la cooperación sin selección. El método también puede ser llamado Optimización por bandada de pájaros, ya que el principio rector es equivalente.

Este método utiliza una población de agentes, llamados "partículas", porque la metáfora subyacente es que durante el proceso de búsqueda se mueven como partículas físicas sujetas a fuerzas atractivas. Pero, más precisamente, esto es solo una metáfora que guía o intuye (a veces erróneamente), y se necesitan algunas otras modificaciones para diseñar un método eficiente.

3.3.4.1.2 Componentes de PSO

Los componentes del método original creado por (Kennedy & Eberhart, 1995) se pueden agrupar en tres clases: objetos, relaciones entre objetos y mecanismos aplicados a los elementos de estas dos clases. Estas distinciones pueden parecer un poco arbitrarias, pero gracias a ellas es posible una presentación modular general, de modo que cada componente del sistema pueda modificarse para construir variantes del método

3.3.4.1.2.1 Objetos

Generalmente los problemas a resolver comprenden un espacio de búsqueda (un conjunto de elementos, que a menudo son puntos en un espacio multidimensional de números reales), y un método por el cual se puede asignar un valor numérico a cada elemento del espacio de definición. A menudo, esta es una función calculable, dada por una fórmula matemática o función objetivo.

Hay tres tipos de objetos en el método:

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

- Los exploradores, los cuales son partículas que vuelan sobre el espacio de búsqueda. Cada explorador tiene una posición y memoriza el valor de esta posición. A menudo, también tiene una "velocidad" (de hecho, un movimiento), que puede verse como una variable intermedia que es manipulada por el algoritmo para calcular las posiciones sucesivas. Sin embargo, este no es siempre el caso, y la posición también puede calcularse directamente. Un explorador también tiene algunas características de comportamiento, en la práctica, coeficientes numéricos, posiblemente variables, que se utilizan para calcular su movimiento en cada iteración.

- Los memorizadores son agentes que memorizan una o varias posiciones "buenas" encontradas por los exploradores, y también sus valores. Históricamente, y aún con mucha frecuencia, solo se memoriza la última mejor posición encontrada. Pero puede ser interesante guardar más posiciones para evaluar una tendencia y modificar adaptativamente la estrategia de movimiento.

- Generadores de números aleatorios (RNG por sus siglas en inglés: "Random Number Generator"), que se utilizan, en particular, para calcular los movimientos de los exploradores.

El número de exploradores y memorizadores no es necesariamente constante. En las primeras versiones de PSO y en las versiones estándar, este es el caso, y son parámetros definidos por el diseñador del experimento. Sin embargo, en ciertas variantes adaptativas hay estrategias para aumentarlas o disminuirlas durante el proceso de optimización.

Un memorizador tiene una posición que puede variar en el transcurso del tiempo, por lo que puede verse como un tipo especial de partícula. Un conjunto de partículas se llama enjambre, por lo que se puede hablar de un enjambre explorador y un enjambre de memoria. Clásicamente solo hay un enjambre de cada tipo, pero usar más puede ser interesante

En la primera versión de PSO, solo había un RNG, y los números se generaban de acuerdo con una distribución uniforme en un intervalo dado. Algunas variantes posteriores incluso hacen uso de al menos otro RNG para generar distribuciones. Además, algunos estudios sugieren que es posible utilizar generadores que no sean aleatorios, sino que simplemente exploten cíclicamente una breve lista de números predefinidos. En tales casos, el generador es determinista.

3.3.4.1.2.2 Relaciones

Los memorizadores reciben información para guiar sus movimientos, por lo cual puede verse que el intercambio de información entre ellos resulta relevante. Por lo tanto, es necesario definir los distintos tipos de comunicación entre todos los diferentes tipos de partículas. En la forma más general del método, estos enlaces pueden ser los siguientes:

- dinámicos, es decir, no son necesariamente los mismos en dos pasos de tiempo diferentes;
- probabilísticos, es decir, tienen una cierta probabilidad de transmitir una información o no, y esta probabilidad en sí misma puede ser variable.

Sin embargo, en casi todas las versiones de PSO, el número de memorizadores es igual al número de exploradores, y cada explorador tiene solo un enlace de información bidireccional a "su" memorizador. Luego, la descripción se simplifica diciendo que solo hay un tipo de partícula, que podría llamarse "compuesta", y que combina las dos funciones de exploración y memorización. En todo lo que sigue, excepto cuando se indique lo contrario, se debe asumir que se está considerando este caso particular. Entonces, si existe un enlace de información explícito entre una partícula compuesta y otra, se considera que el comienzo del enlace es la parte de memoria de la primera partícula, y el final del enlace es la parte exploradora de la segunda partícula.

3.3.4.1.2.2.1 Formalización

En un paso de tiempo dado, el conjunto de relaciones se puede representar mediante un gráfico valorado $G(t) = (S(t), L(t))$, donde los nodos S son partículas y los bordes L son enlaces de información. Un borde tiene tres componentes: su origen, su destino y un valor de probabilidad. En la práctica, una topología a menudo se representa mediante una matriz cuadrada T de $n \times n$, donde n es el tamaño del enjambre y $T(i, j)$ la probabilidad de que la partícula i informe a la partícula j . En muchas variantes, esta probabilidad es simplemente 0 o 1, y siempre se supone que una partícula se informa a sí misma. El número total de topologías posibles es entonces 2^{n^2-n}

3.3.4.1.2.3 Mecanismos

3.3.4.1.2.3.1 Gestión de las partículas

Como mínimo, debe existir un mecanismo para crear las partículas necesarias para iniciar el método (fase de inicialización). Posiblemente existan algunos otros mecanismos para crear o destruir partículas más adelante.

Para la creación inicial, el método más clásico es asignar a cada partícula una posición aleatoria dentro del espacio de búsqueda y, muy a menudo, también una "velocidad" aleatoria.

Pant(2008) Sugiere que inicializar la posición no de acuerdo con una distribución uniforme, sino mediante el uso de una distribución más "regular" (de baja discrepancia, técnicamente hablando). Sin embargo, algunos otros estudios han demostrado que la influencia de la distribución inicial disminuye muy rápidamente después de algunas iteraciones y, en la práctica, el rendimiento del algoritmo no mejora significativamente

3.3.4.1.2.3.2 Gestión de los enlaces de información

Un mecanismo de cooperación debe proporcionar tres funciones para los enlaces de información: creación, eliminación y valoración (asignación de una probabilidad). Varias variantes de PSO hacen uso de un enjambre de tamaño constante y de topología fija. En tal caso, todos los enlaces de información se pueden crear una sola vez, al comienzo del proceso.

3.3.4.1.2.3.3 Movimientos de las partículas

El principio es que cada partícula está influenciada por tres tendencias:

- seguir la propia velocidad;
- ir hacia las posiciones memorizadas por sus vecinos;
- ir hacia la posición mejor conocida.

En la práctica, hay cinco pasos en el cálculo y la aplicación de los movimientos de partículas:

1. Se selecciona, en la vecindad de la partícula, las otras partículas que se tendrán en cuenta. Muy a menudo solo se usa el mejor, pero se puede tener en cuenta más o incluso todos.

2. Para cada particular “vecina” tomado en cuenta, se traza un punto "alrededor" de su mejor posición memorizada. Esto generalmente se hace al azar y define un movimiento virtual a esta posición. Originalmente, "alrededor" significa en un dominio limitado por la posición actual de la partícula y otro punto un poco más allá de la posición memorizada seleccionada. (en la figura 8, se muestra el área alrededor del punto p que la partícula x toma en cuenta)
3. Se combinan todos los movimientos virtuales y la velocidad actual. Esto da el movimiento real.
4. Se le aplica el movimiento a la partícula.
5. Si la partícula termina fuera del espacio de búsqueda, también se puede aplicar un mecanismo de confinamiento.

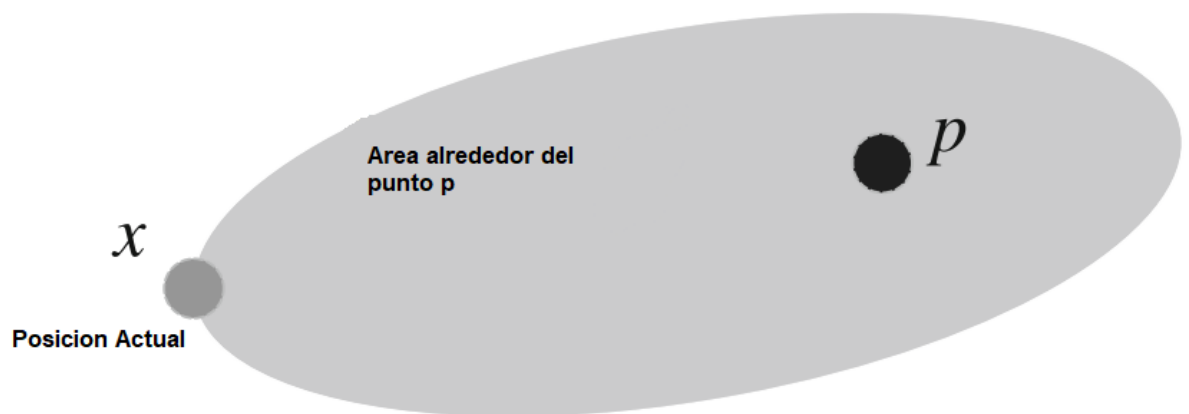


Figure 8. Adaptado de(Siarry, 2016b)

La figura 9 visualiza este proceso. Un RNG se utiliza para definir un punto que está "cerca de" un punto dado. Típicamente, cuando la distribución no es uniforme, se hace uso de una distribución cuya densidad disminuye con la distancia.

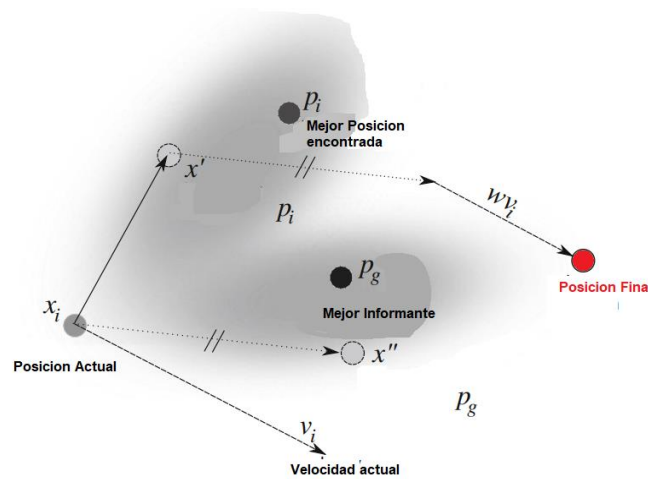


Figure 9 Adaptado de (Siarry, 2016b)

La combinación de los movimientos virtuales y la velocidad suele ser lineal. Cuando se aplica a la posición actual, este movimiento proporciona la nueva posición o, más precisamente, una posición entre las posibles, debido al uso del RNG. Este conjunto de posiciones, más o menos probables, se denomina distribución de las siguientes Posiciones posibles (DNPP).

3.3.4.1.2.3.3 Gestión de los parámetros

El cálculo del movimiento generalmente utiliza dos o tres parámetros numéricos. En el caso más simple, estos parámetros son constantes y definidos por el diseñador del experimento, pero se han propuesto muchas variantes. En las variantes más rudimentarias, los valores de los parámetros dependen solo del número de iteraciones. Las variantes más sofisticadas adaptan los valores de acuerdo con la información que se recopila durante el proceso. Un área de investigación es cómo definir el método para que sea lo más adaptativo posible, de modo que el usuario de la técnica no tenga que ajustar ningún mecanismo.

3.3.4.1.2.3.4 Confinamiento y restricciones

El tipo de optimización estudiando aquí siempre está bajo restricciones, ya que la solución está en un espacio de búsqueda acotado. Por lo general, para cada variable, se proporciona un intervalo de valores o una lista finita de valores aceptables, pero las restricciones pueden ser más complicadas y se dan como relaciones entre variables.

Cuando una partícula alcanza una posición que no es aceptable, hay dos opciones:

- Dejarla volar y no evaluar la nueva posición. Desde el punto de vista de la partícula, es como si el espacio de búsqueda, inicialmente igual al espacio de definición, se hubiera extendido por una meseta. Como la partícula es constantemente atraída por las posiciones memorizadas que están en el espacio de definición, volverá tarde o temprano. Este método no necesita ningún parámetro, pero la convergencia puede ser bastante lenta.
- Aplicar un método de confinamiento, donde el confinamiento puede ser inmediato o progresivo.

La mayoría de estos métodos pueden ser utilizados por cualquier algoritmo iterativo y, por lo tanto, no se presentan aquí. Sin embargo, algunos de ellos son específicos de PSO, particularmente porque modifican no solo la posición sino también la velocidad, un elemento que no existe en todos los algoritmos. Los métodos más simples detienen la partícula en la frontera del espacio de definición y la velocidad se establece en cero o su dirección se invierte, a veces más o menos al azar.

3.3.4.1.3.: Versiones del método

Existen al menos dos versiones importantes que deben ser tomadas en cuenta para modelar los portfolios del mercado argentino, las cuales se presentan a continuación,

3.3.4.1.3.1 Versión básica

Las características de esta versión son las siguientes:

- El tamaño del enjambre es constante y está definido por el usuario de la técnica.
- Las posiciones y velocidades se inicializan al azar de acuerdo con distribuciones uniformes.
- Cada partícula memoriza la mejor posición que haya encontrado (al principio, esto es, por supuesto, lo mismo que la posición inicial).
- La topología es global, es decir, cada partícula informa a todas las demás (y, por lo tanto, a todas las demás).
- La información que se transmite es la mejor posición memorizada en el vecindario (que contiene la partícula misma).
- El movimiento de una partícula se calcula independientemente para cada dimensión del espacio de búsqueda, combinando linealmente tres componentes: la velocidad actual, la mejor posición memorizada y la mejor posición memorizada en el vecindario (que es el enjambre completo aquí), utilizando

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

coeficientes de confianza, los cuales con parámetros del modelo. El coeficiente de la velocidad a menudo se llama peso de inercia. Los otros dos tienen valores iguales, dados por el valor máximo de una variable aleatoria uniforme. Si es necesario, el movimiento está limitado, de modo que no exceda un valor máximo predefinido. De hecho, sin esto, el enjambre podría tender fácilmente a "explotar".

- El criterio de detención es un número máximo de iteraciones o un valor mínimo a alcanzar (en el caso de minimización).

3.3.4.1.3.1.1 Formalización

3.3.4.1.3.1.2 Elementos

- Posición de una partícula i en el tiempo t : $x_i(t) = (x_{i,1}(t), \dots, x_{i,D}(t))$
- Velocidad de una partícula i en el tiempo t : $v_i(t) = (v_{i,1}(t), \dots, v_{i,D}(t))$
- Mejor posición memorizada por la partícula k en el tiempo t : $p(t) = (p_{i,1}(t), \dots, p_{i,D}(t))$
- Índice de la partícula que memoriza la mejor posición sobre todo el enjambre: $g(t)$

3.3.4.1.3.1.3 Parámetros

- Tamaño del enjambre n
- Movimiento máximo (valor absoluto) v_{\max}
- Peso de inercia: $0 < w < 1$
- Coeficiente de confianza cognitiva: $c_1 > 1$
- Coeficiente de confianza social: $c_2 = c_1$
- Los valores habituales son 0.72 para w , y 1.2 para c_1 y c_2 .

Inicialización

Para cada partícula y cada dimensión d

$$x_{i,d}(0) = U_{x_{\min,d}, x_{\max,d}} \quad (U = \text{distribución uniforme})$$

$$p_{i,d}(0) = x_{i,d}(0)$$

$$v_{i,d}(0) = \frac{U_{x_{\min,d}, x_{\max,d}} - x_{i,d}(0)}{2}$$

Índice de la mejor posición memorizada: $g(0)$

Para simplificar las fórmulas, ahora se escribirá g en lugar de $g(t)$.

3.3.4.1.3.1.4 Movimiento

Para cada partícula i y cada dimensión d

$$v_{i,d}(t+1) = wv_{i,d}(t) + c_1(p_{i,d}(t) - x_{i,d}(t)) + c_2(p_{g,d}(t) - x_{i,d}(t))$$

$$v_{i,d}(t+1) > v_{max} \Rightarrow v_{i,d}(t+1) = v_{max}$$

$$v_{i,d}(t+1) < -v_{max} \Rightarrow v_{i,d}(t+1) = -v_{max}$$

$$x_{i,d}(t+1) = x_{i,d}(t) + v_{i,d}(t)$$

3.3.4.1.3.1.5 Confinamiento

Para cada partícula i y cada dimensión d

$$x_{i,d}(t+1) > x_{max,d}(t+1) \Rightarrow x_{i,d}(t+1) = v_{max,d} \text{ y } v_{i,d}(t+1) = 0$$

$$x_{i,d}(t+1) < x_{min,d}(t+1) \Rightarrow x_{i,d}(t+1) = v_{min,d} \text{ y } v_{i,d}(t+1) = 0$$

3.3.4.1.3.1.6 Memorización

Para cada partícula i

$$\text{Si } x_i \in E$$

$$f(x_i(t+1)) < f(p_i(t)) \Rightarrow p_i(t+1) = x_i(t+1) \text{ (si no, } p_i(t+1) = p_i(t))$$

$$f(p_i(t+1)) < f(p_g(t)) \Rightarrow g = i \text{ (sino, } g \text{ no cambiaría)}$$

3.3.4.1.3.1.7 Iteración

Siempre y cuando no se cumpla el criterio de detención se repite el movimiento y la memorización

3.3.4.1.3.2 SPSP 2007 (versión usada)

Aquí, la topología no está fija, sino que se modifica después de cada iteración que no ha mejorado la posición más conocida. En ese caso, cada partícula genera un número dado de enlaces (típicamente 3, 4 o 5) a partículas que se eligen al azar. Como

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

resultado, el tamaño de la vecindad de una partícula puede tomar cualquier valor entre 1 y el tamaño del enjambre, pero lo hace de acuerdo con una distribución estadística no uniforme (una curva de campana, para la cual los valores extremos son de baja probabilidad).

3.3.4.1.3.2.1 Formalización

Para la forma simple de restricción, el peso de inercia w está definido por el usuario, típicamente entre 0.7 y 0.9, y los otros coeficientes de confianza se derivan de:

Se debe tener en cuenta que la relación anterior a menudo viene dada por la fórmula inversa, es decir, w en función de $c1$, que es más complicado. De hecho, el criterio de restricción teórica es la desigualdad $c1 + c2 \leq (w + 1)^2$. Dado así, puede extenderse fácilmente a variantes en las que se tiene en cuenta más de un informante. Si hay tales informadores, el movimiento se calcula de la siguiente manera:

$$v_{i,d}(t + 1) = wv_{i,d}(t) + \sum_{k=1}^m c_k (p_{\alpha(k),d}(t) - x_{i,d}(t))$$

Y el criterio se convierte en:

$$\sum_{k=1}^m c_k \leq (w + 1)^2$$

3.3.4.2 Parametrización del modelo:

Los valores iniciales fueron inicializados según (Clerc, 2012):

Parámetro	Fórmula	Valor
Constante de inercia	$w = \frac{1}{2 \ln(2)}$	0.721

Constantes de exploración y explotación		$c_1 = c_2 = \frac{1}{2} + \ln(2)$	1.193
Diámetro del espacio de búsqueda		$d = 3.317$	3.317
Cantidad de informantes		$k = 3$	3
Tamaño del enjambre		$s = \left\lceil 10 + 2\sqrt{\text{longitud}(\text{vector de soluciones})} \right\rceil$ $= \lceil 10 + 2\sqrt{11} \rceil$	16
Porcentaje de informantes por cada partícula		$p = 1 - \left(1 - \frac{1}{s}\right)^k = 1 - \left(1 - \frac{1}{16}\right)^3$	0.176

3.3.4.3 Análisis de Resultados

Como puede observarse en los gráfico sal final de la sección y la tabla a continuación, el método alcanza el valor óptimo global de manera tanto para el caso de 2 stocks como para el caso de 3 stocks con valores respectivos de 0.1292346 y 0.1306225.

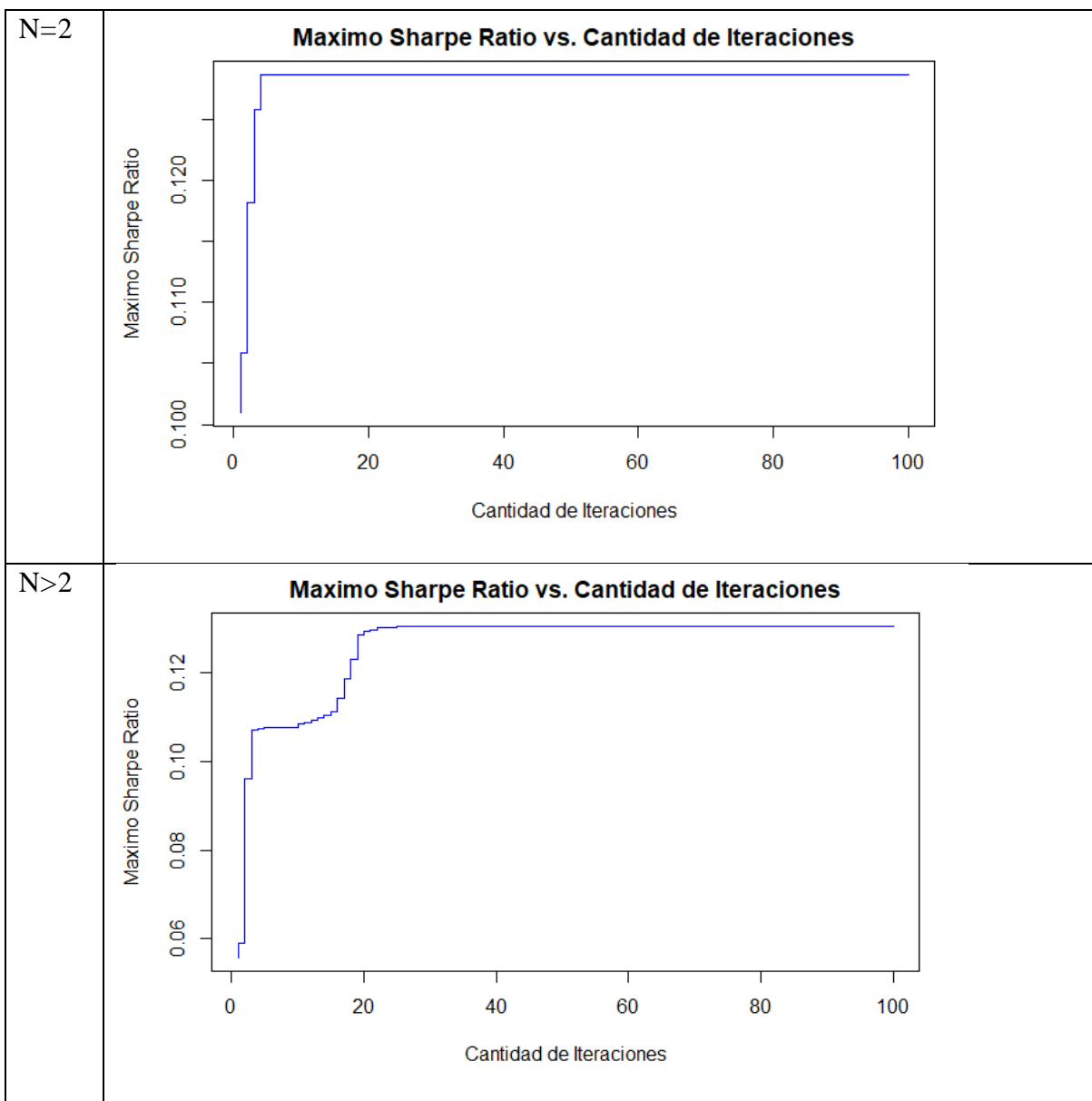
Cantidad de Acciones	Composición										
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD
2	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	87.94%	12.06%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
3-11	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	76.60%	10.52%	0.00%	12.89%	0.00%	0.00%

Cantidad de Acciones	Indicadores		
	Sharpe	Desvio	Retorno
2	0.129235	3.295%	0.426%
3-11	0.130623	2.937%	0.384%

Resulta destacable que que dicho valor es encontrado utilizando pocas iteraciones, 7 para el caso de 2 stocks y 23 para el otro caso. Dicha diferencia se debe al valor por defecto del parámetro d , el cual no ha sido ajustado para la cardinalidad del espacio de búsqueda. En otras palabras, no resulta equivalente una distancia de 3.317 para el caso de hipersuperficies de análisis de 7 dimensiones que en el caso de una superficie tridimensional convencional.

Por otro lado, para valores superiores de las constantes, el método no ha variado en su performance, pero ha si se vio alterada la velocidad de convergencia del método.

Como conclusión puede mencionarse que para el caso del mercado argentino, en el cual el portfolio óptimo puede construirse de 3 acciones sobre 11 debido a la gran diferencia de valor entre sus especies, el valor de " d " debe ajustarse con alguna regla que permita preveer (y acelerar) la convergencia de todos los demás casos en los cuales se optimiza con cardinalidad mayor a la cardinalidad óptima.



3.3.5 Métodos genético - evolutivos

3.3.5.1 Marco Teórico

3.3.5.1.1 Introducción

La evolución biológica ha generado seres vivos autónomos extremadamente complejos que pueden resolver problemas extraordinariamente difíciles, como la adaptación continua a entornos complejos e inciertos que están en transformación continua. Para ese propósito, los seres vivos superiores, como los mamíferos, están equipados con excelentes capacidades para el reconocimiento de patrones, el entrenamiento y la inteligencia. La gran variedad de situaciones a las que la vida se ha adaptado muestra que el proceso de evolución es robusto y es capaz de resolver muchas clases de problemas. Esto permite a un espectador del mundo viviente concebir la idea de que existen otras formas además de establecer procesos precisos, derivados pacientemente del conocimiento de alta calidad de las leyes naturales, para construir satisfactoriamente sistemas complejos y eficientes.

Según Darwin(1859), los mecanismos originales de evolución de los seres vivos se basan en una competencia que selecciona a los individuos que mejor se adaptan a su entorno al tiempo que garantiza el descenso, es decir, la transmisión a los hijos de las características útiles de los padres que permitieron la supervivencia de los seres vivos. Este mecanismo de herencia se basa, en particular, en una forma de cooperación implementada por la reproducción sexual.

El Darwinismo resulta ser la única teoría de la evolución disponible que nunca ha fallado hasta ahora. Esto derivó en la creación de varios modelos los cuales se definen a continuación:

- las estrategias de evolución de Schwefel y Rechenberg(Vent, 1975), que se diseñaron a mediados de la década de 1960 como un método de optimización para problemas utilizando parámetros que varían continuamente;
- La programación evolutiva de Fogel et al. (1966)que tuvo como objetivo, a mediados de la década de 1960, hacer que la estructura de los autómatas de estado finito evolucionara con selecciones y mutaciones iterativas; pretendía proporcionar una alternativa a la inteligencia artificial de la época;

- Los algoritmos genéticos, que fueron presentados por Holland(1992), con el objetivo de comprender los mecanismos subyacentes de los sistemas auto adaptativos.

A partir de entonces, estos enfoques sufrieron muchas modificaciones de acuerdo con la variedad de problemas que enfrentan sus fundadores. Los métodos genéticos se volvieron extremadamente populares después de la publicación del libro “Algoritmos genéticos en búsqueda, optimización y aprendizaje automático” por Goldberg(1989). Este libro, publicado en todo el mundo, dio lugar a un crecimiento exponencial en el interés en este campo. Si bien hubo unos pocos cientos de publicaciones en esta área en los 20 años anteriores a la publicación de este libro, hay varios cientos de miles de referencias relacionadas con el el tópico evolutivo disponibles en la actualidad. Esta sección no tratará de incluir toda la complejidad de la temática, sino de solamente identificar los aspectos que resultan relevantes para su uso en el contexto del problema de optimización del mercado de capitales argentinos.

3.3.5.1.1.1 El método evolutivo genérico

En el mundo de los algoritmos evolutivos, los individuos sujetos a la evolución son las soluciones, que pueden ser más o menos eficientes, para un problema dado. Estas soluciones pertenecen al espacio de búsqueda del problema de optimización. El conjunto de individuos tratados simultáneamente por el algoritmo evolutivo constituye una población, los cuales evolucionan durante una sucesión de iteraciones llamadas generaciones hasta que se cumple un criterio de terminación, que tiene en cuenta a priori la calidad de las soluciones obtenidas.

Durante cada generación, se aplica una sucesión de operadores a los individuos de una población para generar una nueva población para la próxima generación. Cuando un operador utiliza a una o más personas, se les llama padres. Los individuos que se originan de la aplicación del operador son sus descendientes. Por lo tanto, cuando dos operadores se aplican sucesivamente, la descendencia generada por uno puede convertirse en padres para el otro.

3.3.5.1.1.2 Operadores de selección

En cada generación, los individuos se reproducen, sobreviven o desaparecen de la población bajo la acción de dos operadores de selección:

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

- el operador de selección para la reproducción, o simplemente selección, que determina cuántas veces se reproducirá un individuo en una generación;
- el operador de selección para el reemplazo, o simplemente reemplazo, que determina qué individuos tendrán que desaparecer de la población en cada generación para que, de generación en generación, el tamaño de la población permanezca constante o, en algunos casos, se controle de acuerdo con una determinada política.

De acuerdo con la teoría darwinista, cuanto mejor es un individuo, más a menudo se selecciona para reproducirse o sobrevivir. Puede ser, según la variante del algoritmo, que uno de los dos operadores no favorezca a los buenos individuos en comparación con los otros, pero es necesario que la aplicación de los dos operadores juntos durante una generación introduzca un sesgo a favor del mejor. Para hacer posible la selección, debe asignarse un valor de aptitud, que obviamente depende de la función objetivo, a cada individuo. Esto implica que, en cada generación, se evalúa la aptitud de la descendencia, que puede ser computacionalmente intensiva. La construcción de una buena función objetivo rara vez es fácil.

3.3.5.1.1.3 Operadores de Variación

Para que el algoritmo pueda encontrar soluciones mejores que las representadas en la población actual, se requiere que se transformen mediante la aplicación de operadores de variación u operadores de búsqueda. Se puede imaginar una gran variedad de ellos. Se clasifican en dos categorías:

- operadores de mutación, que modifican a un individuo para formar otro;
- operadores cruzados, que generan uno o más descendientes a partir de combinaciones de dos padres.

Las designaciones de estos operadores se basan en el concepto de la vida real de la reproducción sexual de los seres vivos, la cual no necesariamente reconoce diferencias de sexo, por lo cual puede generalizarse para implementar la combinación de más de dos padres, y posiblemente la combinación de toda la población.

La forma en que se modifica un individuo depende estrechamente de la estructura de la solución que representa. Por lo tanto, si se desea resolver un problema de optimización en un espacio continuo, por ejemplo, un dominio de todos los números reales, entonces será a priori adecuado elegir un vector en de números reales para representar una solución, y el operador de cruce debe implementar un medio para que

dos vectores en el dominio de los padres se corresponden a un vector (o varios) en el mismo dominio (números reales) para la descendencia. Por otro lado, si se desea utilizar un algoritmo evolutivo para resolver casos del problema discreto, los vectores a utilizar deben pertenecer al dominio de los números enteros. Estos ejemplos muestran que es imposible diseñar operadores de variación universal, independientemente del problema en consideración. Están necesariamente relacionados con la representación de las soluciones en el espacio de búsqueda. Como regla general, para cualquier representación particular elegida, es necesario definir los operadores de variación que se utilizarán, ya que dependen estrechamente de ella.

3.3.5.1.1.4 El bucle generacional

En cada generación, un algoritmo evolutivo implementa una "iteración de bucle" que incorpora la aplicación de estos operadores en la población:

1. Para la reproducción, selección de los padres entre una población de individuos μ para generar descendencia λ .
2. Cruce y mutación de los individuos seleccionados para generar descendencia.
3. Evaluación de la aptitud para la descendencia.
4. Selección para la supervivencia de individuos μ entre los descendientes λ y μ padres, o solo entre los descendientes λ , de acuerdo con la elección realizada por el usuario, para construir la población para la próxima generación.

La Figura 10 representa este ciclo gráficamente con la inclusión de una prueba de finalización y de la fase de inicialización de la población. Hay que tener en cuenta que las formas hexagonales se refieren a los operadores de variación, que dependen de la representación elegida, mientras que los "rectángulos redondeados" representan los operadores de selección, que son independientes de la representación de la solución.

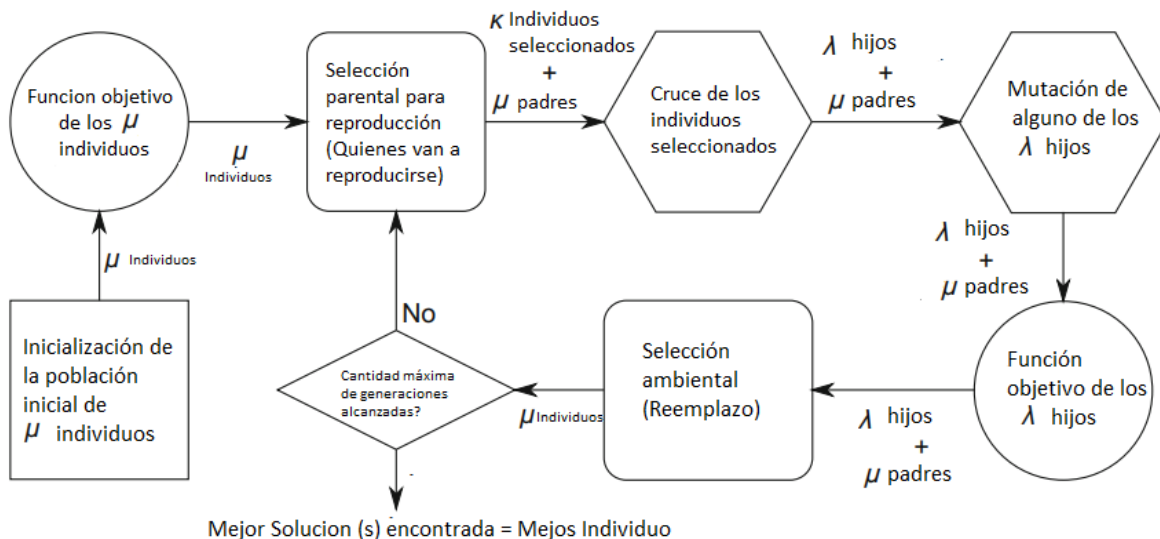


Figure 10, Adaptado de (Siarry, 2016b)

3.3.5.1.2 Operadores de selección

En general, la capacidad de un individuo para ser seleccionado para reproducción o reemplazo depende de su aptitud. El operador de selección determina así un número de selecciones para cada individuo de acuerdo con su aptitud.

3.3.5.1.2.1 Selección de Presión

Los individuos que tienen los mejores valores se reproducen con más frecuencia que los demás y sustituyen a los peores. Si se inhibieran los operadores de variación, el mejor individuo se reproduciría más rápidamente que los demás hasta que sus copias se hicieran cargo de la población por completo. Esta observación condujo a la primera definición de la presión de selección, sugerida por (Goldberg, 1989) el tiempo de adquisición τ^* se define como el número de generaciones necesarias para llenar a la población con copias del mejor individuo bajo la acción de solo los operadores de selección. La presión de selección es mayor cuando τ^* es menor.

La intensidad de selección S proporciona otro método, tomado del campo de la genética de poblaciones, para definir la presión de selección. Se denotará \bar{f} al valor promedio de los individuos μ de la población antes de una selección y \bar{g} al valor promedio de la descendencia λ de la población después de la selección. Luego, S mide el aumento en los valores promedio de los individuos de una población determinada

antes y después de la selección, con la desviación estándar σ_f de la aptitud física individual antes de la selección tomada como una unidad de medida:

$$S = \frac{\bar{g} - \bar{f}}{\sigma_f}$$

Si la intensidad de selección se calcula para el proceso de reproducción, entonces $\bar{f} = \sum_{i=1}^{\mu} \frac{f_i}{\mu}$ donde f_i es el valor del individuo i , y $\bar{g} = \sum_{i=1}^{\lambda} \frac{g_i}{\lambda}$, donde g_i es el valor del individuo i .

Las definiciones presentadas anteriormente son generales y son aplicables a cualquier técnica de selección. Con una alta presión de selección, existe un gran riesgo de convergencia prematura. Esta situación ocurre cuando las copias de un “individuo superior”, que no es óptimo, pero se reproduce mucho más rápidamente de lo que los otros se apoderan de la población. Luego, la exploración del espacio de búsqueda se vuelve local, ya que se limita a una búsqueda centrada aleatoriamente en el individuo superior, y existe un gran riesgo de que no se alcance el óptimo global si existen óptimos locales.

3.3.5.1.2.2 Deriva genética

Al igual que la presión de selección, la deriva genética también es un concepto que se origina en la genética de poblaciones. Esto tiene que ver con fluctuaciones aleatorias en la frecuencia de alelos en una población de pequeño tamaño, donde un alelo es una variante de un elemento de una secuencia de ADN que tiene una función específica. Por esta razón, las características hereditarias pueden desaparecer o repararse al azar en una población pequeña, incluso sin ninguna presión de selección.

Este fenómeno también ocurre dentro del marco de algoritmos evolutivos. En el límite, incluso para una población formada por diferentes individuos, pero del mismo estado físico, en ausencia de variación generada por los operadores de mutación y cruce, la población converge hacia un estado donde todos los individuos son idénticos. Esto es consecuencia de la naturaleza estocástica de los operadores de selección. La deriva genética puede evaluarse a partir del tiempo requerido para obtener una población homogénea utilizando un análisis de Markov. Pero estos resultados son aproximaciones y son difíciles de generalizar sobre la base de los estudios de casos en la literatura. Sin embargo, se ha verificado que el tiempo de convergencia hacia un estado de absorción se alarga a medida que aumenta el tamaño de la población.

El efecto de la deriva genética es frecuente cuando la presión de selección es baja, y esta situación conduce a una pérdida de diversidad. Esto implica una convergencia prematura, que a priori puede estar muy lejos de lo óptimo, ya que no depende de la aptitud de los individuos.

En resumen, para que un algoritmo evolutivo pueda funcionar adecuadamente, es necesario que la presión de selección no sea demasiado fuerte ni demasiado débil para una población de tamaño suficiente, con la elección de un operador de selección caracterizado por una baja varianza.

3.3.5.1.2.3 Selección proporcional

Este tipo de selección fue originalmente propuesto por Holland(1992) para algoritmos genéticos. Se usa solo para reproducción. El número esperado de selecciones λ_i de un individuo i es proporcional a su valor. Esto implica que la función de aptitud es positiva en el dominio de búsqueda y que debe ser maximizada, lo que en sí mismo puede requerir algunas transformaciones simples de la función objetivo para satisfacer estas restricciones. Si μ es el tamaño de la población y λ el número total de individuos generados por el operador de selección; entonces λ_i puede expresarse como:

$$\lambda_i = \frac{\lambda}{\sum_{j=1}^{\mu} f_j} f_i$$

3.3.5.1.2.3.1 Métodos de selección proporcional

El método RWS usa la metáfora de una rueda de ruleta sesgada, que tiene tantos compartimentos como individuos en la población, y donde el tamaño de estos compartimentos es proporcional a la aptitud de cada individuo. Una vez que la ruleta comienza a girar, la selección de un individuo se indica según en qué compartimento haya caído la pelota. Esto puede expresarse matemáticamente trazando un segmento de línea recta, en donde, la selección de un individuo se corresponde con elegir, al azar, un punto en el segmento con una distribución de probabilidad uniforme. La varianza de este proceso es alta. Es posible que un individuo que tenga un buen valor nunca sea seleccionado. En casos extremos, también es posible, por pura desgracia, que se seleccionen individuos de mala calidad tantas veces como haya descendencia. Este fenómeno crea una deriva genética que ayuda a algunos individuos pobres a tener descendencia en detrimento de mejores individuos. Para reducir este riesgo, el tamaño de la población debe ser lo suficientemente grande.

3.3.5.1.2.3.2 Selección proporcional y selección de presión

En el caso de la selección proporcional, el número esperado de selecciones del mejor individuo, con valor \hat{f} , entre las selecciones de μ para una población de μ padres, puede expresarse como:

$$p_s = \frac{\mu}{\sum_{j=1}^{\mu} f_j} \hat{f} = \frac{\hat{f}}{\bar{f}}$$

donde \bar{f} es el promedio de los valores de la población. Si $p_s = 1$, entonces todos los individuos tienen las mismas posibilidades de ser seleccionados, lo que indica una ausencia de presión de selección.

3.3.5.1.2.3.3. Selección basada en rango

Este tipo de técnicas para ajustar la presión de selección clasifican a los individuos i de acuerdo con su valor original. Los individuos se clasifican del mejor (primero) al peor (último). El valor asignado realmente a cada individuo depende solo de su rango al disminuir el valor de acuerdo con, por ejemplo, la fórmula dada a continuación, que es habitual:

$$f'_i = \left(1 - \frac{r}{\mu}\right)^p$$

Donde μ es el número de padres, r es el rango del individuo considerado en la población de los padres después de la clasificación, y p es un exponente que depende de la presión de selección deseada. Después de la clasificación, se aplica una selección proporcional de acuerdo con f . Con la definición usada de la presión p_s , la relación se convierte en $p_s = 1 + p$. Por lo tanto, p debe ser mayor que 0. Esta técnica de escalamiento físico no se ve afectada por una restricción en el signo: f_i puede ser positivo o negativo. Es apropiado para un problema de maximización, así como para un problema de minimización, sin la necesidad de realizar ninguna transformación. Sin embargo, no considera la importancia de las diferencias entre los valores de los individuos, de modo que los individuos que son de muy mala calidad pero que no están en la última fila de la clasificación podrán persistir en la población. Esto no es inevitablemente una mala situación, ya que contribuye a una mejor diversidad. Además, este método no requiere un conocimiento exacto de la función objetivo, sino simplemente la capacidad de clasificar a los individuos comparando cada uno con los demás. Estas buenas

propiedades significan que, en general, los diseñadores de experimentos evolutivos lo prefieren a la técnica de escala lineal.

3.3.5.1.2.3.4 Selección por torneo

La selección de torneo es una alternativa a las técnicas de selección proporcional, que, como se explicó anteriormente, presenta dificultades para controlar la presión de selección durante la evolución; es relativamente costoso en términos del poder computacional involucrado.

3.3.5.1.2.3.4.1 Torneo determinista

El torneo más simple consiste en elegir al azar un número k de individuos de la población, y seleccionar para reproducción el que tenga la mejor condición física. En un paso de selección, hay tantos torneos como individuos seleccionados. Las personas que participan en un torneo pueden ser reemplazadas en la población o pueden retirarse de él, según la elección realizada por el usuario. El sorteo sin reemplazo permite realizar $\lfloor N/k \rfloor$ torneos con una población de N individuos. Una copia de la población se regenera cuando se agota, y esto se implementa tantas veces como sea necesario, hasta alcanzar el número deseado de selecciones. La variación del proceso del torneo es alta, lo que favorece la deriva genética. Sin embargo, es más débil en el caso de selección sin reemplazo. Este método de selección se usa mucho, porque es mucho más sencillo de implementar que la reproducción proporcional con un comportamiento y propiedades similares al de la selección de clasificación.

La presión de selección se puede ajustar variando el número de participantes k en un torneo. Considerando el caso donde los participantes en un torneo son reemplazados en la población. Entonces, la probabilidad de que el mejor individuo de la población no esté seleccionado en k selecciones es $\left(\frac{N-1}{N}\right)^k$. Si se supone que N es muy grande en comparación con k , esta probabilidad es aproximadamente $1 - \frac{k}{N}$, por una expansión binomial de primer orden. Por lo tanto, la probabilidad de que el mejor individuo sea sorteado al menos una vez en un torneo está cerca de k/N . Si hay M torneos en una generación, el mejor individuo tendrá kM/N selecciones esperadas, que tienen una presión de selección de k , de acuerdo con la definición dada anteriormente para la reproducción proporcional (con $M = N$). Esta presión será necesariamente mayor o igual a 2.

3.3.5.1.2.3.4.2 Torneo estocástico

En un torneo binario estocástico, que involucra a dos individuos en competencia, el mejor individuo gana con una probabilidad p que oscila entre 0.5 y 1. El mejor individuo participa en un torneo con una probabilidad de $2/N$ y será seleccionado con una probabilidad p . Como los dos eventos son independientes, la probabilidad de que se seleccione al mejor individuo de la población después de un torneo es $2p/N$. Si hay N torneos, los mejores tendrán $2p$ descendiente. En este caso la presión de selección oscilará entre 1 y 2.

3.3.5.1.2.3.5 Selección por truncamiento

Esta selección es muy sencilla de implementar, ya que no hace más que elegir a los mejores individuos de una población, siendo un parámetro elegido por quien diseña el experimento. Si el operador de selección de truncamiento se usa para la reproducción para generar descendencia λ de n padres seleccionados, cada padre tendrá descendencia λ/n . Si este operador se usa para reemplazo y, por lo tanto, genera la población de μ individuos para la próxima generación, entonces $n = \mu$

3.3.5.1.2.3.6 Selección ambiental

La selección ambiental, o selección de reemplazo, determina qué individuos en la generación g , entre los descendientes y los padres, constituirán la población en la generación $g + 1$

3.3.5.1.2.3.6.1 Reemplazo generacional

Este tipo de reemplazo es el más simple, ya que la población de los padres para la generación $g + 1$ está compuesta por todos los descendientes generados en la generación g , y solo ellos. Por lo tanto, $\mu = \lambda$. El algoritmo genético canónico, como se propuso originalmente, utilizaba el reemplazo generacional.

3.3.5.1.2.3.6.2 Reemplazo en las estrategias de evolución “ (μ, λ) - ES”

Aquí, una selección truncada de los mejores μ individuos de entre la descendencia λ forma la población para la próxima generación. Por lo general, λ es mayor que μ .

3.3.5.1.2.3.6.3 Reemplazo en estado estacionario

En este método, en cada generación, se genera un pequeño número de descendientes (uno o dos) y reemplazan a un número menor o igual de padres, para formar la población para la próxima generación. Esta estrategia es útil especialmente cuando la representación de una solución se distribuye entre varios individuos, posiblemente toda la población. De esta manera, la pérdida de un pequeño número de individuos (aquellos que son reemplazados por la descendencia) en cada generación no perturba excesivamente las soluciones y, por lo tanto, evolucionan gradualmente. La elección de los padres para ser reemplazados obedece a varios criterios. Con el reemplazo uniforme, los padres a reemplazar se eligen al azar.

La elección también puede depender de la aptitud: si se reemplaza al peor padre o se selecciona estocásticamente de acuerdo con una distribución de probabilidad que depende de la aptitud u otros criterios.

El reemplazo en estado estacionario genera una población en la que los individuos están sujetos a grandes variaciones en su vida útil, medidos en número de generaciones y, por lo tanto, grandes variaciones en el número de sus descendientes. La alta varianza de estos valores aumenta la deriva genética, lo que es especialmente evidente cuando la población es pequeña.

3.3.5.1.2.3.6.4 Elitismo

Una estrategia elitista consiste en preservar en la población, de una generación a la siguiente, al menos al individuo que tenga el mejor valor. La aptitud del mejor individuo en la población actual es, por lo tanto, no decreciente monotónicamente de una generación a la siguiente.

3.3.5.1.2.3.7 Función objetivo

La función objetivo asocia un valor de aptitud con cada individuo para determinar la cantidad de veces que ese individuo será seleccionado para ser reproducido, o si será reemplazado o no.

3.3.5.1.2.3.7.1 Construcción

La construcción de una buena función objetivo debe considerar la representación elegida y la naturaleza de los operadores de variación para que pueda dar indicaciones

no engañosas del progreso hacia el óptimo. Por ejemplo, puede ser necesario tratar de reducir la presencia de óptimos locales en la parte superior de los picos amplios si el conocimiento previo disponible sobre el problema lo permite. Además, una buena función de adecuación debe satisfacer varios criterios relacionados con su complejidad, la satisfacción de las limitaciones del problema y el ajuste de la presión de selección durante la evolución. En el caso de este trabajo, se ha elegido el sharpe ratio como valor de cada individuo.

3.3.5.1.3 Operadores de variación y representación

3.3.5.1.3.1 Generalidades sobre los operadores de variación

Los operadores de variación pertenecen a dos categorías:

- operadores cruzados, que utilizan varios padres (a menudo dos) para crear uno o más descendientes;
- operadores de mutación, que transforman a un individuo.

Estos operadores hacen posible crear diversidad en una población mediante la construcción de individuos "descendientes", que en parte heredan las características de los individuos "padres". Estos deben ser capaces de cumplir dos funciones obligatorias durante la búsqueda de un óptimo:

- Exploración del espacio de búsqueda, para descubrir las áreas interesantes, aquellas que tienen más probabilidades de contener los óptimos globales;
- Explotación de estas áreas interesantes, para concentrar la búsqueda allí y descubrir los óptimos con la precisión requerida, para aquellas áreas que los contienen.

Por ejemplo, un operador de variación puramente aleatorio, donde las soluciones se dibujan al azar independientemente una de la otra, tendrá excelentes cualidades de exploración, pero no podrá descubrir un óptimo en un tiempo razonable. Un operador de búsqueda local que realiza "escalada" podrá descubrir un óptimo en un área del espacio de manera efectiva, pero habrá un gran riesgo de que sea una solución local, y no se obtendrá la solución global. Por lo tanto, un buen método para buscar lo óptimo tendrá que encontrar un equilibrio adecuado entre las capacidades de exploración y la explotación de los operadores de variación que utiliza. No es fácil pensar cómo hacer

esto, y la respuesta depende en gran medida de las propiedades del problema en consideración

3.3.5.1.3.2 Cruce

El operador de cruce a menudo usa dos padres para generar uno o dos descendientes. El operador es generalmente estocástico y, por lo tanto, el cruce repetido del mismo par de padres distintos da descendencia diferente. Como los cruces en algoritmos evolutivos no están sujetos a restricciones biológicas, más de dos padres y, en el caso extremo, la población completa, pueden participar en el apareamiento.

El operador generalmente respeta las siguientes propiedades:

- El cruce de dos padres idénticos produce descendencia idéntica a los padres.
- Por extensión, sobre la base de un índice de proximidad que depende de la representación elegida (definida en el espacio de búsqueda), dos padres que están muy juntos en el espacio de búsqueda generarán descendencia cerca de ellos.

Estas propiedades son satisfechas por los operadores de cruce "clásicos". Sin embargo, no son absolutos, ya que en el estado actual de conocimiento de algoritmos evolutivos, la construcción de operadores cruzados no sigue una regla precisa.

La tasa de cruce determina la proporción de los individuos que se cruzan entre la descendencia. En la versión más simple del método evolutivo, los individuos se aparean al azar entre los descendientes generados por la selección, sin tener en cuenta sus características. Esta estrategia puede resultar dañina cuando la función objetivo tiene varios óptimos. De hecho, generalmente no es probable que un cruce de individuos de alta calidad ubicados en diferentes picos dé individuos de buena calidad. Un cruce se conoce como letal si genera de buenos padres uno o dos descendientes con valor demasiado bajo para sobrevivir.

Una solución para evitar una proporción demasiado grande de cruces letales consiste en aparearse preferentemente con individuos que se parezcan entre sí. Si se define una distancia en el espacio de búsqueda, la forma más sencilla de proceder es seleccionar dos individuos de acuerdo con la distribución de probabilidad del operador de selección y luego cruzarlos solo si la distancia entre ellos es inferior a un umbral r_c , llamado radio de restricción. Sin embargo, si este último es pequeño, esto reducirá significativamente la tasa de cruce efectivo, lo que puede ser perjudicial. Entonces es

preferible seleccionar el primer padre con el operador de selección y luego, si hay individuos en su vecindario, uno de ellos se selecciona para convertirse en el segundo padre. En todas las situaciones, si se selecciona r_c para que sea demasiado pequeño, reduce significativamente la exploración del espacio de búsqueda al acentuar la búsqueda local, y esto puede conducir a una convergencia prematura. Este efecto es especialmente sensible a la inicialización de la evolución, cuando el cruce de dos individuos distantes permite explorar nuevas áreas del espacio de búsqueda que potencialmente contienen picos de la función de aptitud. Por lo tanto, para que la técnica sea eficiente, el principal problema consiste en elegir un buen valor para r_c ; sin embargo, depende en gran medida del espacio de soluciones, que en general no se conoce en su totalidad. También es posible considerar un radio r_c que disminuya durante la evolución.

3.3.5.1.3.3 Mutación

Generalmente, el operador de mutación modifica a un individuo al azar para generar una descendencia que lo reemplazará. La proporción de individuos mutados en la población de descendientes es igual a la tasa de mutación. Su orden de magnitud puede variar sustancialmente según el modelo de evolución elegido. En los algoritmos genéticos, la mutación se considera un operador menor, destinado a mantener una diversidad mínima en la población, que no puede garantizar el cruce. Con este modelo, la tasa de mutación es típicamente baja, alrededor de 0.01–0.1, mientras que la tasa de cruce es alta.

La mayoría de las estrategias de mutación modifican a un individuo de tal manera que el resultado de la transformación está cerca. De esta forma, el operador realiza una búsqueda local aleatoria alrededor de cada individuo a mutar. La mutación puede mejorar considerablemente la calidad de las soluciones descubiertas en comparación con el cruce, que pierde su importancia cuando la mayoría de la población se encuentra cerca de los máximos de la función de aptitud. De hecho, las personas ubicadas en el mismo máximo o mínimo local a menudo son idénticas debido al proceso de selección para la reproducción y no sufren ninguna modificación por parte del operador de cruce. Si pertenecen a diferentes picos, la descendencia generalmente tiene poca aptitud. Por otro lado, la búsqueda aleatoria local debido a las mutaciones le da a cada individuo la oportunidad de acercarse a la posición exacta del máximo, en la medida en que las características del operador elegido lo permitan.

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

La mutación con una tasa suficientemente alta juega un papel importante en la preservación de la diversidad, que es útil para la exploración eficiente del espacio de búsqueda. Este operador puede combatir los efectos negativos de una fuerte presión de selección o una fuerte deriva genética, fenómenos que tienden a reducir la variación de la distribución de los individuos en el espacio de búsqueda.

Si la tasa de mutación es alta y, además, la mutación es tan fuerte que el individuo producido es casi independiente del que la generó, la evolución de los individuos en la población es equivalente a una caminata aleatoria en el espacio de búsqueda, y el algoritmo evolutivo requerirá un tiempo excesivo para converger.

3.3.5.1.4 Representación Real de las soluciones en el caso elegido:

La representación real permite que un método evolutivo opere en una población de vectores en un dominio de búsqueda acotado Ω incluido en \mathbb{R}^n .

Toda solución x perteneciente a una población dada se extrae del dominio de búsqueda de acuerdo con una distribución de probabilidad caracterizada por una densidad $p(x)$, donde x es un punto en Ω .

Por lo cual la distribución tiene un valor esperado de:

$$E(x) = \int_{\Omega} xp(x)dx$$

Y varianza total:

$$V(x) = \int_{\Omega} xp^2(x)dx - E^2(x)$$

En donde V es también la matriz de covarianza de los componentes de los vectores x .

Si λ , el tamaño de la población de la descendencia, es lo suficientemente grande, estos valores pueden ser estimados por las siguientes formulaciones:

$$\hat{E}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{\lambda} x_i}{\lambda}$$

$$\hat{V}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{\lambda} x_i^2}{\lambda} - \hat{E}^2(x)$$

La varianza estimada puede considerarse como una medida de la diversidad en la población. Si es cero, entonces todos los individuos están en el mismo punto. De manera análoga, $\hat{E}(x)$ es el centroide de la población, donde se sitúa el centro de masa. Es interesante evaluar estos valores después de la aplicación de los operadores de variación.

3.3.5.1.3.4 Cruce BLX- α

El Cruce BLX- α se propuso en (Eshelman & Schaffer, 1993), siendo α un parámetro del método evolutivo. Dos variantes se mencionan ampliamente en publicaciones relacionadas con algoritmos evolutivos.

Según la descripción original de sus autores, la primera variante genera aleatoriamente descendencia en un segmento de línea en el espacio de búsqueda \mathbb{R}^n que pasa a través de los dos padres. Esta variante es referida como crossover lineal BLX- α .

La segunda variante genera al azar descendencia dentro de un hiperrectángulo definido por los padres. Este cruce es llamado en la literatura cruce voluminal BLX- α . Y será tratado a continuación:

3.3.5.1.3.4.1 Cruce BLX- α voluminal.

Este operador genera descendencia elegida uniformemente dentro de un hiperrectángulo con lados paralelos a los ejes de coordenadas (ver ilustración 4) Suponiendo que x_i e y_i son los componentes de los dos padres x e y , respectivamente, para $1 \leq i \leq n$; los componentes de una descendencia z se definen como:

$$z_i = x_i + (y_i - x_i) \cdot U(-\alpha, 1 + \alpha)$$

Donde $U(-\alpha, 1 + \alpha)$ es un número aleatorio en el intervalo $(-\alpha, 1 + \alpha)$

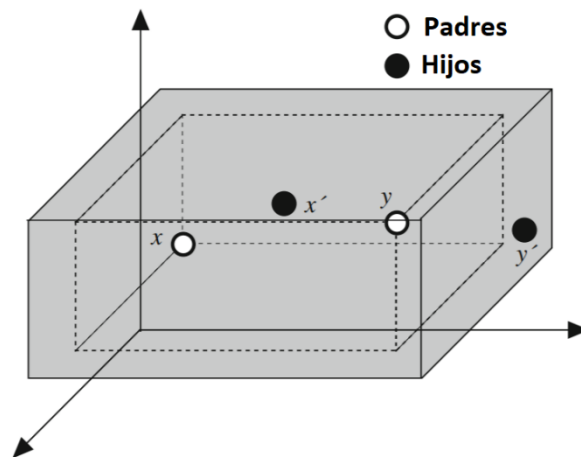


Ilustración 4, basado en (Siarry, 2016b)

Este tipo de cruce no modifica el valor esperado, pero si modifica la varianza. La varianza V_c luego del cruce puede ser formulada como:

$$V_c = \frac{(1 + 2\alpha)^2 + 3}{6} V$$

Como se desprende de la ecuación anterior, la varianza después del cruce se decrementa si:

$$\alpha < \frac{\sqrt{3} - 1}{2} \approx 0.366$$

En este caso, se dice que el cruce se está contrayendo, y la aplicación iterativa del operador solo lleva a la población a colapsar sobre su centroide. En particular, si $\alpha = 0$, z se encuentra en un hiperrectángulo de tal manera que la diagonal más larga es el segmento de línea (x, y) . En este caso, $V_c = \frac{2}{3}V$. Después de la aplicación iterativa de este operador solo durante g generaciones, y para una varianza de población inicial V_0 , la varianza se convierte en:

$$V_{cg} = \left(\frac{2}{3}\right)^g V_0$$

Por lo cual, como puede observarse la varianza tiende rápidamente hacia 0. Por lo tanto, se puede ver que el riesgo de convergencia prematura aumenta con un operador BLX-0 (es decir un operador BLX con $\alpha = 0$). Si $\alpha > \frac{\sqrt{3}-1}{2}$, la varianza aumenta si el dominio es \mathbb{R}^n . En la práctica, para un dominio de búsqueda acotado, la varianza se

estabiliza en un valor no nulo. Se pueden explorar los "bordes" del dominio de búsqueda. Los posibles óptimos que existen se encontrarán y retendrán más fácilmente. Un valor comúnmente utilizado es $\alpha = 0.5$. Nomura y Shimohara (2001) mostraron que este operador reduce las posibles correlaciones que pueden existir entre los componentes de los vectores de la población. Su aplicación repetida hace que los coeficientes de correlación converjan hacia cero.

3.3.5.1.3.5 Mutación:

La mutación generalmente consiste en la adición de un valor aleatorio "pequeño" a cada componente de un individuo, de acuerdo con una distribución promedio cero, con una variación que posiblemente disminuya con el tiempo. De esta manera, se asegura que la mutación deja el centroide de la población sin cambios.

3.3.5.1.3.5.1 Mutación uniforme

La técnica de mutación más simple agrega a una x individual, que pertenece a un dominio en \mathbb{R}^n , una variable aleatoria con una distribución uniforme en un hipercubo $[-a, +a]^n$. Sin embargo, dicha mutación no permite que un individuo atrapado en un óptimo local ubicado en un pico más amplio que el hipercubo escape de ese óptimo local. Para evitar esta desventaja, es preferible usar una distribución con soporte ilimitado.

3.3.5.1.3.5.2 Mutación gaussiana:

La mutación gaussiana es uno de los tipos de mutación más utilizados para la representación real. La forma más simple agrega una variable aleatoria gaussiana $N(0, \sigma)$, con promedio cero y desviación estándar σ , a cada componente de un vector de valor real. El problema es entonces hacer una elección adecuada de σ . En teoría, es posible escapar de un óptimo local independientemente del ancho del pico donde se encuentra, ya que el soporte de una distribución gaussiana es ilimitado, pero si σ es demasiado pequeño, eso podría suceder después de demasiados intentos. Por el contrario, si σ es demasiado grande, será poco probable que se alcance con precisión un valor óptimo dentro de un tiempo razonable. Por lo tanto, el valor de σ debe adaptarse durante la evolución: grande al principio para explorar rápidamente el espacio de búsqueda y pequeño al final para acercarse con precisión al óptimo. Algunas estrategias de adaptación se describen a continuación.

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

3.3.5.2: Parametrización utilizada:

Para el experimento realizado se utilizaron todos los operadores enunciado en la sección anterior, con la siguiente parametrización inicial:

Parámetro	Valor
Población Inicial	50
Cantidad máxima de generaciones	50 000
Coefficiente de etilismo	2
Probabilidad de cruce	0.8
Probabilidad de mutación	0.1

3.3.5.3. Análisis de Resultados

Los resultados arrojados por el modelo son:

Cantidad de Acciones	Composición										
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD
2	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	87.94%	12.06%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
3-11	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	76.60%	10.52%	0.00%	12.89%	0.00%	0.00%

Como puede observarse, el modelo converge para los casos de 2 activos y más de dos activos, con valores iguales a 0.1301126 y 0.1306225 respectivamente. No obstante, pueden notarse grandes diferencias en la velocidad de convergencia:

En el caso de 2 activos, el método logra un salto importante en los primeros 10 pasos en los que luego se estabiliza y encuentra la convergencia utilizando 150 pasos adicionales.

En el caso de más de 2 activos, el método tiene una tendencia lenta hacia la convergencia, avanzando de a pequeños pasos y costándole casi 500 pasos llegar al valor de convergencia.

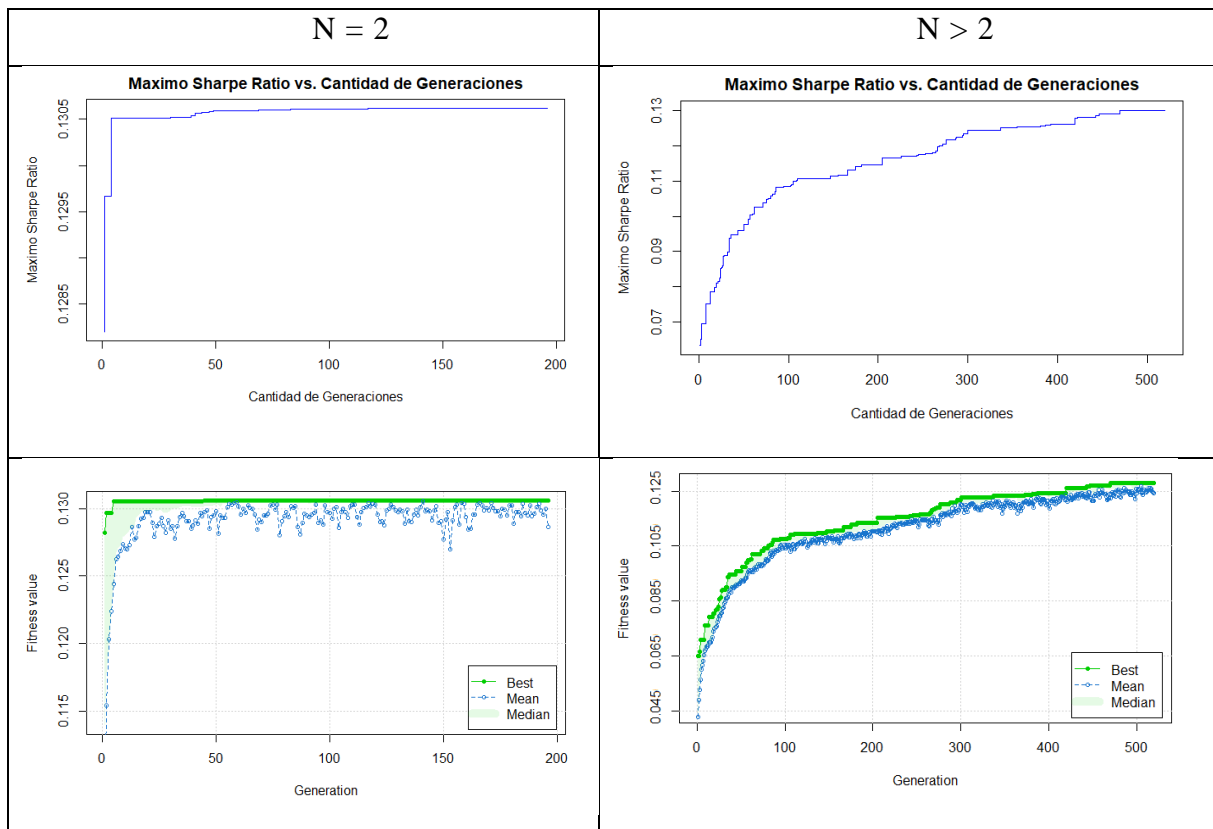
Dichas diferencias deben tomarse en cuenta para la optimización de mayor número de acciones, ya que, a mayor cantidad de opciones a balancear, el método necesita una condición de corte con umbral superior que le permita avanzar sin ser truncado.

Es destacable que la búsqueda de la convergencia para el caso del mercado de capitales argentino, debe hacerse con poblaciones amplias, una población inicial distribuida uniformemente en el espacio de soluciones, y con operadores que le permitan a cada generación expandirse hacia regiones inexploradas de dicho espacio. Si bien, esto podría parecer una triviale, debido a la varianza entre los valores de los precios de las acciones del mercado argentino, las poblaciones descendientes tienden a centrarse en máximos locales y cruzarse con otros individuos que están en su vecindad, generando conductas elitistas que tienen pocas probabilidad de llegar a un óptimo global.

Por otro lado, una probabilidad de mutación elevada deviene de vital importancia si el cruce no garantiza la diversidad poblacional necesaria para la convergencia.

Previo a los resultados esperados, se experimentó con poblaciones reducidas con el solo fin de validar la consistencia de los resultados con (Roudier, 2007).

Se adjuntan a continuación los gráficos de convergencia



4. Resultados Generales:

4.1 Resultados Cuantitativos.

Como pudo observarse, el análisis de todas las metaheurísticas convergen al verdadero máximo global, el cual está compuesto de solamente 3 acciones, y por otro lado el caso especial de 2 acciones también logra la convergencia al máximo global.

Cantidad de Acciones	Composición										
	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS	PAMP	EDN	BMA	YPFD
2	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	87.94%	12.06%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
3-11	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	76.60%	10.52%	0.00%	12.89%	0.00%	0.00%

Cantidad de Acciones	Indicadores		
	Sharpe	Desvio	Retorno
2	0.129235	3.295%	0.426%
3-11	0.130623	2.937%	0.384%

Es por lo anteriormente mencionado que no se pueden realizar comparativas entre métodos, ya que todos tienen 0% de promedio de error. Lo cual los hace a priori, igualmente aptos para los procesos de optimización. Es destacable que no todos los métodos tienen la misma velocidad de convergencia, sin embargo, las mismas no pueden ser medidas en pasos o en iteraciones ya que cada método tiene su propia definición de estos conceptos.

4.2 Representación de los resultados

A continuación se exponen los resultados convergentes de los métodos utilizados:

4.2.1 Representación tridimensional:

En el siguiente gráfico puede observarse la reducción al plano tridimensional del caso general:

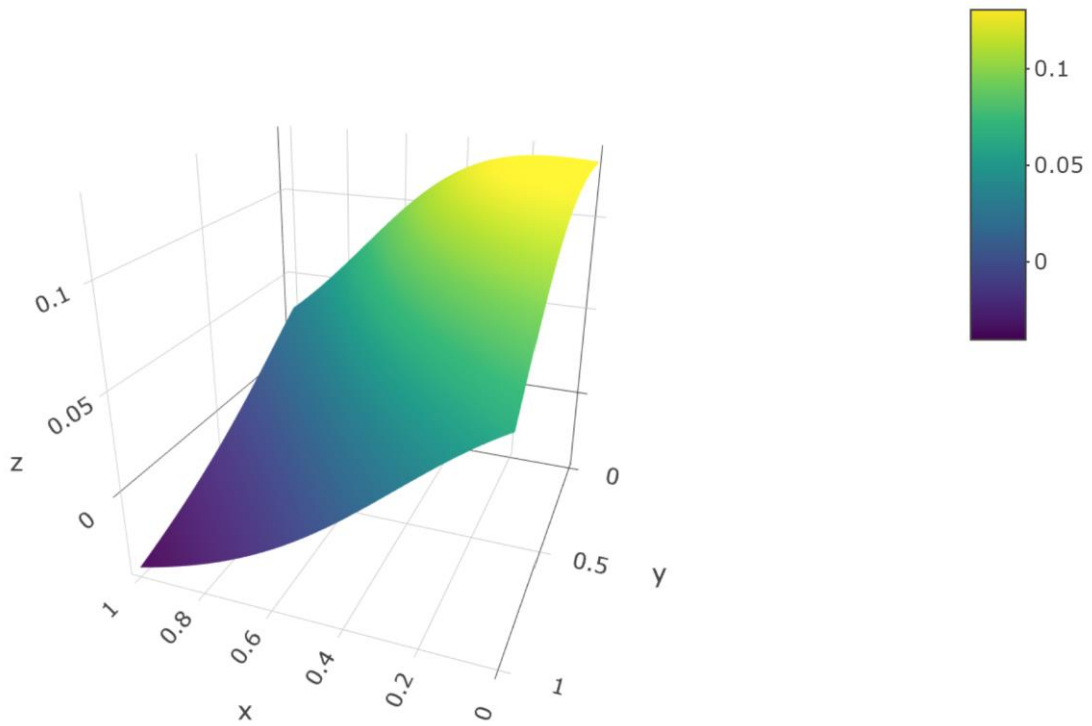


Figure 11

En donde los ejes X e Y son las composiciones de los activos TS y EDN respectivamente, que combinados con el restante (APBR), da como resultado la superficie antes mencionada. Se incluyó también una escala de colores para mejorar la interpretación del resultado.

Es importante entender que los métodos mencionados con anterioridad trabajan en 11 dimensiones en espacios de soluciones que pueden poseer muchos mínimos, máximos y puntos de inflexión, Por lo cual la solución pocas veces resulta trivial.

Es destacable destacar además, que dicha convergencia no está siempre garantizada para todos los métodos, e incluso es posible que los métodos convergan a un resultado sub-óptimo para casos particulares u otros tipos de mercados. Es por ello que resulta de vital importancia la calibración del modelo, la elección de sus componentes como así también la definición de la estructura del problema.

4.2.1 Representación bidimensional:

A continuación, se detalla la frontera eficiente verdadera del portfolio óptimo generada por el método analítico, seguida de las curvas generadas por los métodos metaheurísticos:

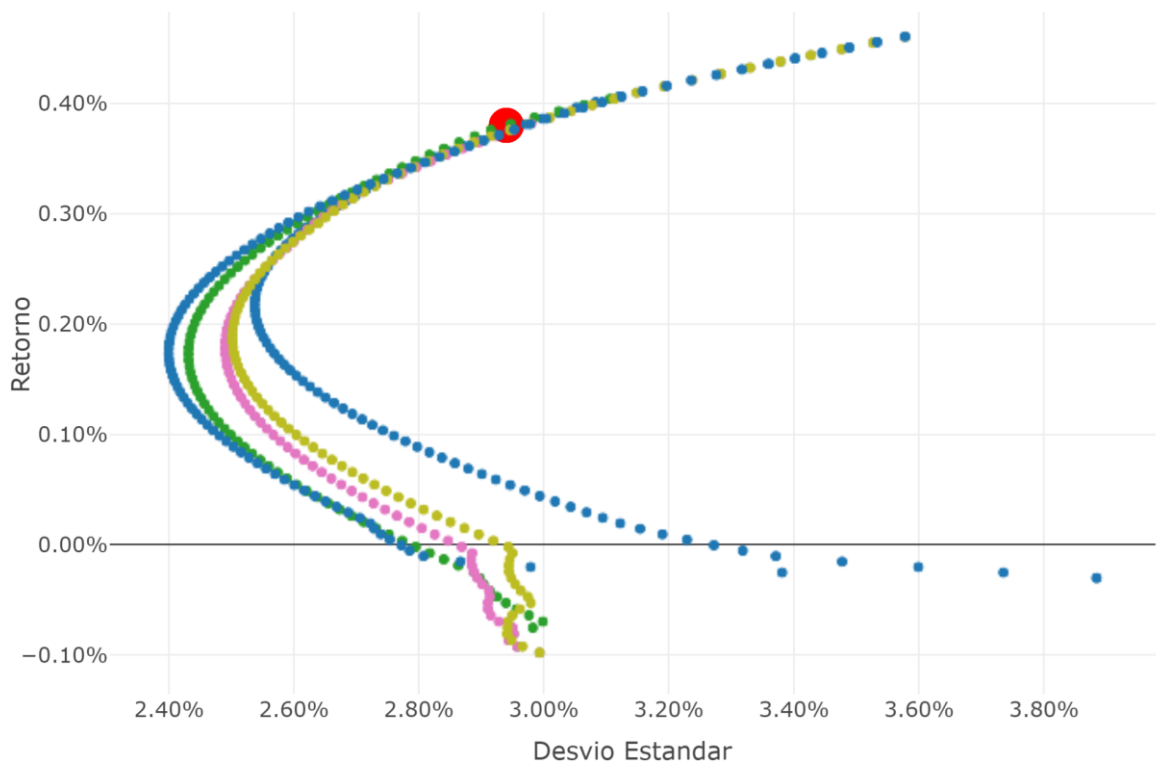
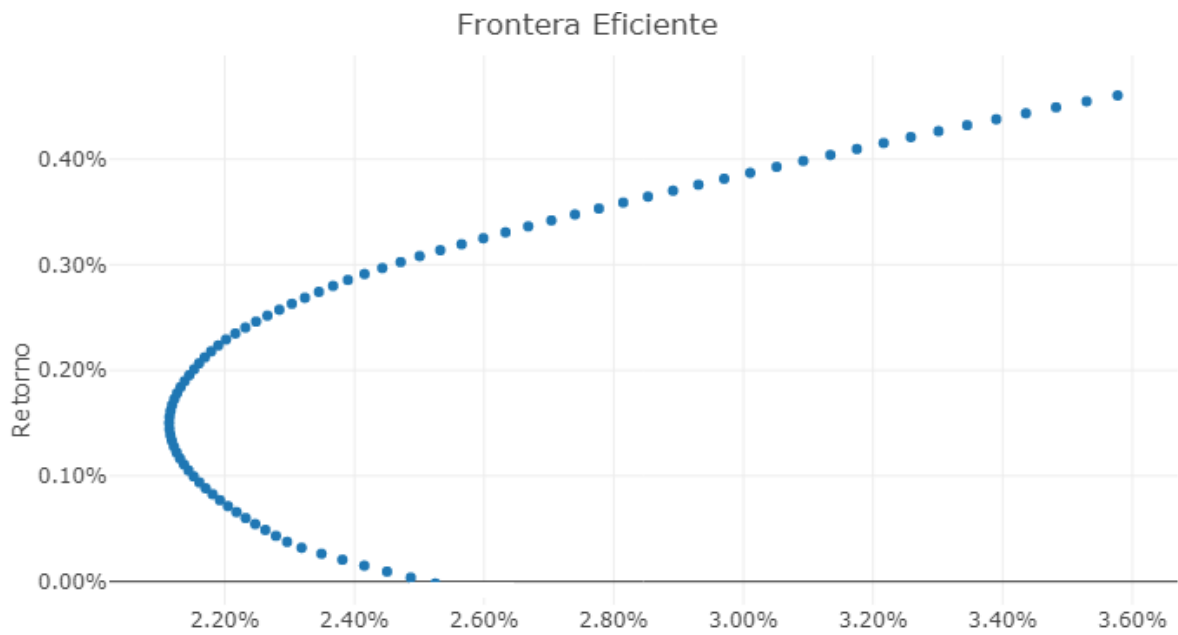


Figure 12

Como puede observarse en la figura 12, las curvas si bien convergen en el Sharpe ratio, no exhiben la misma frontera eficiente característica, lo que puede llegar a ser considerado a priori, un error de estimación. Sin embargo, es menester recordar que las mismas fueron trazadas a través de la búsqueda iterativa hacia el máximo Sharpe Ratio (punto rojo en la figura 12), por lo cual los métodos ajustan la precisión de su búsqueda alrededor del máximo global y no necesariamente el punto de mínima varianza.

En otras palabras, en el caso de que se hubiera optimizado el punto de mínima varianza, las curvas convergerían en dicho punto, pero no necesariamente en el Sharpe ratio.

Por lo tanto, con el fin de obtener curvas estimadas de fronteras eficientes, se necesitarían realizar N procesos de optimización en donde N fuera la cantidad de puntos deseados en la curva, una vez definido el criterio de estimación.

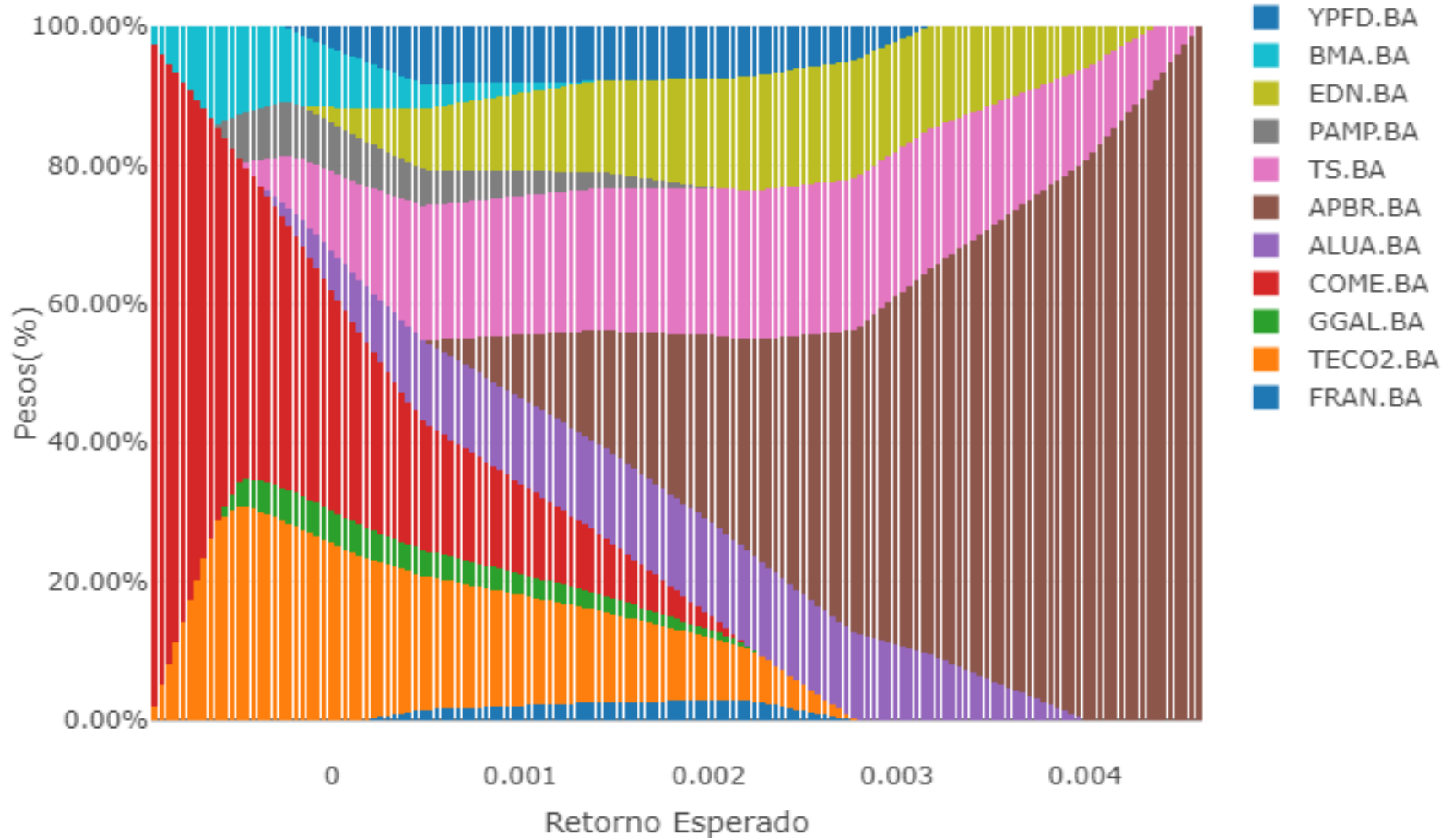
Del gráfico se desprende también que las diferentes metaheurísticas han tenido diferentes formas de llegar al Sharpe ratio óptimo, lo cual se evidencia por su rápido escape de los espacios de búsqueda con resultados pobres (parte inferior de todas las curvas graficadas) y su ajuste fino cerca del máximo global.

4.2.3 Representación del portfolio óptimo a través de su composición por rangos:

A continuación, se detalla, la composición óptima de cada portfolio dependiendo del nivel de retorno esperado.

Es destacable que el máximo Sharpe ratio se logra cuando (el retorno esperado es igual a 0.38%) según los resultados convergentes de todos los modelos utilizados.

Peso de los porfolios en la frontera eficiente



4.3 Reflexiones finales

Es destacable que las metaheurísticas bioinspiradas elegidas han logrado satisfacer los objetivos e hipótesis planteados acerca de la utilidad que aportan a la comprensión del mercado de capitales argentinos, en el sentido de que permiten la maximización real de las utilidades de los inversores.

Además, como se mencionó en la introducción, las metaheurísticas son menos sensibles a la complejidad de las restricciones y el tamaño del problema, pudiendo ser usados para situaciones de mayor complejidad que los tratados en este trabajo de tesis.

No obstante, es destacable que los modelos deben evolucionar constantemente, y se necesita mucho conocimiento teórico y habilidad práctica para diseñar y mantener los modelos utilizados. Muchas veces son mencionados en la literatura como modelos de caja negra, ya que se conoce solo las entradas y las salidas pero no el proceso decisorio. Es destacable que la dificultad de los métodos se ve sobre - compensada por las utilidades que este genera.

Esa dificultad para su comprensión y parametrización puede generar indirectamente escenarios catastróficos para la sociedad en su conjunto. Esto se debe a que la potencia que tienen los modelos para predecir y converger a escenarios, hace que muchos tipos de metaheurísticas sean utilizados sin entenderlas realmente y sin parametrizarlas o modificarlas de acuerdo a las funciones de utilidad de los inversores.

Por lo tanto si inversores racionales, no entienden sus modelos de inversión porque confían en los modelos mencionados, se genera un escenario de información asimétrica e imperfecta en el mercado (ya que ni siquiera los inversores conocen sus procesos decisorios). Esto de no ser prevenido, puede generar grandes burbujas financieras que debieran ser evitadas. Resulta destacable que muchos profesionales, ingenieros financieros acusan a los métodos metaheurísticos no adaptados como los culpables de la crisis de Lehmans en 2008, la cual fue la segunda gran crisis de los Estados Unidos.

Sin embargo, más allá del uso que se le dé a los modelos enunciados en este trabajo, la utilidad de los mismos es indiscutible y debieran ser tratados en la literatura nacional.

4.4 Trabajos futuros:

Si bien las metaheurísticas elegidas han demostrado un resultado convergente absoluto para todos los escenarios a partir de las adaptaciones elegidas, se destaca que hay otros métodos con menos difusión y menos literatura disponible para los cuales puede intentarse una adaptación a la realidad del mercado argentino.

Entre las metaheurísticas que resultan relevantes para futuros trabajos de investigación se encuentran:

- Optimización por mecanismos de alimentación de abejas
- Optimización por eco-locación de murciélagos
- Optimización por alimentación de bacterias
- Optimización por imitación de comportamiento de luciérnagas
- Optimización por colonia de termitas
- Optimización por infección de cucarachas
- Optimización por imitación de comportamientos de mosquitos
- Optimización por imitación de comportamientos de avispas
- Optimización por imitación de comportamientos de arañas
- Optimización por búsqueda “Cucú”

Otra posibilidad no explotada es la convergencia forzada en el cual, las salidas de los modelos se convierten en la entrada de otros, generando una validación cruzada y forzando la convergencia de todos al mismo tiempo. Esto resultaría útil para el caso de que no se logre la convergencia.

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

References

- Aarts, E. H., & Van Laarhoven, P. J. (1985). Statistical cooling: A general approach to combinatorial optimization problems. *Philips J.Res.*, 40(4), 193-226.
- Abolmaali, S., & Roodposhti, F. R. (2018). Portfolio optimization using ant colony method a case study on tehran stock exchange. *Journal of Accounting*, 8(1)
- Baierl, A., Futschik, A., Bogdan, M., & Biecek, P. (2007). *Locating multiple interacting quantitative trait loci using robust model selection*
doi://doi.org/10.1016/j.csda.2007.02.010
- Best, M. J., & Grauer, R. R. (1991). On the sensitivity of mean-variance-efficient portfolios to changes in asset means: Some analytical and computational results. *The Review of Financial Studies*, 4(2), 315-342.
- Blum, C. (2005). Ant colony optimization: Introduction and recent trends. *Physics of Life Reviews*, 2(4), 353-373.
- Box, G., & Jenkins, G. M. (1970). (1970). time series analysis; forecasting and control. holden-day, san francisco(CA).
- Clerc, M. (2012). Beyond standard particle swarm optimisation. *Innovations and developments of swarm intelligence applications* (pp. 1-19) IGI Global.
- Coloni, A., Dorigo, M., & Maniezzo, V. (1992). (1992). Distributed optimization by ant colonies. Paper presented at the *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, , 142 134-142.

- Darwin, C. (1859). *On the origin of species by means of natural selection or the preservation of favoured races in the struggle for life*. H. Milford; Oxford University Press.
- Deneubourg, J., Goss, S., Pasteels, J., Fresneau, D., & Lachaud, J. P. (1987). Self-organization mechanisms in ant societies (II): Learning in foraging and division of labor. *From Individual to Collective Behavior in Social Insects*, , 177-196.
- El Hihi, S., & Bengio, Y. (1996). (1996). Hierarchical recurrent neural networks for long-term dependencies. Paper presented at the *Advances in Neural Information Processing Systems*, 493-499.
- Eshelman, L. J., & Schaffer, J. D. (1993). Real-coded genetic algorithms and interval-schemata. *Foundations of genetic algorithms* (pp. 187-202) Elsevier.
- Fabozzi, F. J., Gupta, F., & Markowitz, H. M. (2002). The legacy of modern portfolio theory. *The Journal of Investing*, 11(3), 7-22.
- Fogel, L. J. (1966). AJ owens, and MJ walsh. *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*. Wiley, New York,
- Friedlander, B., & Porat, B. (1984). The modified yule-walker method of ARMA spectral estimation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, (2), 158-173.
- Gers, F. A., & Schmidhuber, J. (2000). (2000). Recurrent nets that time and count. Paper presented at the *Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN 2000. Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium*, , 3 189-194.
- Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. (1999). Learning to forget: Continual prediction with LSTM.

- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, addison wesley, reading, MA. *Summary the Applications of Ga-Genetic Algorithm for Dealing with some Optimal Calculations in Economics*,
- Goss, S., Aron, S., Deneubourg, J., & Pasteels, J. M. (1989). Self-organized shortcuts in the argentine ant. *Naturwissenschaften*, 76(12), 579-581.
- Gutjahr, W. J. (2002). ACO algorithms with guaranteed convergence to the optimal solution. *Information Processing Letters*, 82(3), 145-153.
- Hampel, F. R. (1971). A general qualitative definition of robustness. *The Annals of Mathematical Statistics*, , 1887-1896.
- Heaton, J. (2008). Introduction to neural networks for C# . st. louis, MO: Heaton research.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
- Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence* MIT press.
- Huber, P. J. (1981). Robust statistics. new york: John wiley and sons. *HuberRobust statistics1981*,
- Jiang, Z., Xu, D., & Liang, J. (2017). A deep reinforcement learning framework for the financial portfolio management problem. *arXiv Preprint arXiv:1706.10059*,
- Jozefowicz, R., Zaremba, W., & Sutskever, I. (2015). (2015). An empirical exploration of recurrent network architectures. Paper presented at the *International Conference on Machine Learning*, 2342-2350.

- Kapiamba, J. N., Ulungu, B., & Mubenga, P. K. (2015). Simulated annealing vs genetic algorithm to portfolio selection. *International Journal of Scientific and Innovative Mathematical Research (IJSIMR)*, 3(5), 18-30.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). (1995). Particle swarm optimization (PSO). Paper presented at the *Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia*, 1942-1948.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671-680.
- Malandri, L., Xing, F. Z., Orsenigo, C., Vercellis, C., & Cambria, E. (2018). Public mood-driven asset allocation: The importance of financial sentiment in portfolio management. *Cognitive Computation*, 10(6), 1167-1176.
- Malkiel, B. G., & Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Maza, M. d. l., & Tidor, B. (1993). (1993). An analysis of selection procedures with particular attention paid to proportional and boltzmann selection. Paper presented at the *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*, 124-131.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The Journal of Chemical Physics*, 21(6), 1087-1092.
- Monmarché, N., Guinand, F., & Siarry, P. (2010). *Artificial ants* Wiley-ISTE Hoboken.

- Nomura, T., & Shimohara, K. (2001). An analysis of two-parent recombinations for real-valued chromosomes in an infinite population. *Evolutionary Computation*, 9(3), 283-308.
- Pant, M., Thangaraj, R., Grosan, C., & Abraham, A. (2008). (2008). Improved particle swarm optimization with low-discrepancy sequences. Paper presented at the *2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, 3011-3018.
- Rodriguez, J. N., Bueno, J. G., Barrios, G. R., & Díaz, S. (2017). (2017). Diversificación internacional de portafolio en los mercados accionarios de argentina, brasil, chile, colombia, méxico y Perú. Paper presented at the *Congreso Internacional En Administración De Negocios Internacionales.: CIANI 2017*, 355-375.
- Roudier, F. (2007). Portfolio optimization and genetic algorithms. *Master's Thesis, Department of Management, Technology and Economics, Swiss Federal Institute of Technology (ETM), Zurich*,
- Schmidhuber, J., Wierstra, D., Gagliolo, M., & Gomez, F. (2007). Training recurrent networks by evolution. *Neural Computation*, 19(3), 757-779.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442.
- Siarry, P. (2016a). *Metaheuristics* Springer.
- Socha, K., & Dorigo, M. (2008). Ant colony optimization for continuous domains. *European Journal of Operational Research*, 185(3), 1155-1173.

Vent, W. (1975). Rechenberg, Ingo, *Evolutionstrategie—Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*. 170 S. mit 36 Abb. Frommann-Holzboog-Verlag. Stuttgart 1973. broschiert. *Feddes Repertorium*, 86(5), 337.

6. Anexos

6.1 Anexo I: Datos utilizados:

6.1.1. Precio de las acciones – Mensual:

	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS.BA	PAMP.BA	EDN.BA	BMA.BA	YPFD.BA
1/1/2013	10.76352	18.38452	4.731878	0.337857	2.324992		159.5527	1.31	1.14	11.35003	127.1864
2/1/2013	9.418098	16.06185	4.046238	0.285366	2.119384	58.42316	163.9287	1.18	0.845	10.01219	105.8298
3/1/2013	10.76352	19.32933	4.442172	0.311361	2.166831	70.08802	170.6156	1.27	0.93	10.91847	117.7475
4/1/2013	12.24357	23.62036	5.002271	0.369452	2.665044	86.00365	201.3953	1.27	0.93	12.5584	115.364
5/1/2013	10.44962	20.47098	4.567711	0.309831	2.55433	74.12022	176.9093	1.15	0.959	10.91847	116.3174
6/1/2013	8.655684	18.42388	3.877327	0.249701	2.119384	52.48326	156.5994	0.995	0.77	9.494322	109.1667
7/1/2013	9.776908	21.14022	4.303833	0.25479	2.19846	56.29572	180.631	1.08	0.785	10.789	128.7119
8/1/2013	12.73683	26.13987	5.748137	0.25734	2.522692	60.00915	191.8096	1.32	0.94	14.11201	142.0598
9/1/2013	17.67014	25.9824	8.239321	0.312881	2.633406	68.72336	207.8143	1.88	1.82	18.08237	172.832
10/1/2013	20.00226	28.1476	8.559199	0.363843	3.036723	78.52683	211.7539	1.9	2.23	20.1107	185.5367
11/1/2013	22.78282	27.24215	10.37185	0.406137	3.123718	68.62434	189.1012	2.28	3.48	23.04531	239.5198
12/1/2013	18.25321	24.40771	9.043865	0.466267	2.987472	60.90038	190.6971	1.89	2.19	17.95289	281.9008
1/1/2014	21.61676	29.77161	9.169878	0.519779	3.758175	68.32726	264.118	1.99	2.87	19.59283	260.3267
2/1/2014	21.52712	27.49089	9.790252	0.524878	3.138441	56.6423	212.8712	2.06	3.35	20.28332	263.5389
3/1/2014	24.48704	30.34179	11.72892	0.478505	3.130495	64.16821	221.7409	2.28	3.58	23.90843	301.0777
4/1/2014	28.38884	32.58179	12.89211	0.484104	3.186112	68.52531	216.222	2.92	4.68	25.63467	272.5042
5/1/2014	30.94522	38.36506	14.15225	0.57583	3.297348	76.67715	240.4657	3.89	5.36	29.64818	311.2415
6/1/2014	35.16092	38.60943	14.32915	0.529967	3.249677	74.7802	235.3635	3.93	6.24	31.93544	319.2958
7/1/2014	38.12093	36.73707	15.39777	0.535066	3.098708	79.77219	212.1725	4.06	7.2	37.1704	338.4727
8/1/2014	41.0913	40.41078	15.78635	0.789857	4.520941	126.8967	280.2651	4.53	6.78	40.27533	406.0182
9/1/2014	57.30329	49.94591	20.40083	1.003883	7.611702	107.8272	299.0153	6.41	8.5	50.12238	536.8678

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

10/1/2014	52.31846	51.50071	18.84648	0.95802	7.277995	77.67555	255.3472	5.91	8.04	49.76753	442.098
11/1/2014	51.55499	42.56947	18.55504	0.927445	6.396056	57.50786	199.3435	5.4	7.48	46.13033	381.4839
12/1/2014	47.78266	38.396	17.97216	0.937634	6.71387	44.52866	190.4976	4.41	5.43	45.02143	303.0705
1/1/2015	52.27348	38.98028	19.33221	0.983497	6.376495	37.68962	170.3517	5.42	6.06	41.87214	278.0551
2/1/2015	61.07562	45.90825	24.2867	1.258673	7.682039	39.53665	167.9816	6.17	8	53.2273	296.3356
3/1/2015	73.20086	45.90825	26.95824	1.819225	9.313951	35.49313	167.6853	8.39	10.85	62.05417	318.9456
4/1/2015	70.23697	41.73477	25.45246	1.763164	8.677121	54.51266	186.6462	7.78	8.51	59.25974	347.3283
5/1/2015	57.57274	38.6464	22.92664	1.605199	7.899526	50.56898	166.8953	6.68	8.5	52.34019	313.6539
6/1/2015	62.5127	39.7272	23.96702	1.579713	7.551804	58.05698	173.5929	7.07	8.25	52.87246	339.6313
7/1/2015	61.48795	36.50149	24.45415	3.210492	7.667711	45.6269	164.1961	8.2	8.65	50.38851	293.9303
8/1/2015	70.05727	37.52014	25.76942	3.02164	6.3749	40.23554	182.8412	8.9	9.02	55.88866	288.9179
9/1/2015	64.93771	34.63397	24.21058	1.625576	7.489391	29.20321	165.1852	8.4	8.65	48.4812	207.478
10/1/2015	93.63423	45.03265	35.26854	1.742787	8.871364	33.24673	171.9608	13.2	12.8	74.51822	281.1617
11/1/2015	96.10384	42.65581	36.09666	1.829414	11.23065	35.29345	184.9679	12.8	12.6	75.18356	258.8627
12/1/2015	81.73348	39.04811	35.8531	1.824315	10.51475	29.75233	160.9899	11.6	12.45	70.96974	213.2466
1/1/2016	83.52982	38.19923	37.3145	1.681637	8.484973	24.31105	147.12	12.75	13.2	78.86513	227.8379
2/1/2016	105.6244	48.38569	45.30351	1.732589	9.945427	29.10337	169.51	14.25	13.3	95.1438	279.2227
3/1/2016	88.91884	44.9902	40.09117	1.554237	9.363038	41.83298	179.8133	12.6	12.25	83.65558	254.4998
4/1/2016	92.28567	45.83908	39.75017	1.66125	8.932965	54.31298	190.9093	11.75	10.85	81.31841	280.5315
5/1/2016	81.56429	42.01916	38.82462	1.437035	8.216179	40.08578	183.2808	13.1	10.4	78.3792	282.713
6/1/2016	94.50255	48.34214	45.09355	1.493087	8.601451	53.51426	216.6841	16.35	13.15	99.84439	280.1922
7/1/2016	90.47613	49.07395	43.8233	1.651062	9.139041	64.64642	200.7807	16.55	13.2	101.8219	272.1936
8/1/2016	93.29394	45.88844	43.8233	1.544048	8.511853	67.89124	204.7565	15.1	12.75	106.7328	250.1059
9/1/2016	92.97179	49.41824	45.92409	1.544048	9.497437	70.73666	214.1992	19.3	14.8	108.2513	271.5994
10/1/2016	92.83372	50.12421	46.02179	1.702014	9.318238	87.36003	212.907	20.55	19.3	104.6565	262.1716
11/1/2016	89.74999	51.71265	43.38361	1.630675	9.318238	86.51141	255.4487	22.25	21.4	103.7465	263.4905
12/1/2016	85.60768	51.62441	40.25686	1.513473	9.08853	82.0685	276.6232	22	20.7	93.46284	253.0369
1/1/2017	89.65791	54.53655	48.318	1.493087	9.424333	81.2698	275.4292	29.5	26.75	109.1158	335.5913
2/1/2017	85.14747	61.59631	49.53939	1.579713	9.286416	79.5725	254.1352	28.5	26.2	113.0746	317.5173

3/1/2017	87.54081	60.89033	57.55168	1.584812	9.79211	75.57891	263.6877	33.7	26.65	121.4926	366.3661
4/1/2017	87.44873	61.55219	59.31047	1.900753	10.57364	70.28738	241.2991	34	26.8	122.1751	392.7444
5/1/2017	99.41528	73.86262	70.30293	1.763164	10.66559	69.53859	243.7867	40.65	25.9	130.5932	389.8135
6/1/2017	96.42336	75.27457	69.52761	1.777432	9.838083	67.09251	257.7771	39.4	26.4	139.2387	356.694
7/1/2017	86.06123	82.95205	63.30491	1.827422	10.11392	77.47588	278.7184	38.5	26.8	141.2771	348.7805
8/1/2017	94.52626	92.39446	77.61221	1.766328	10.84948	77.17635	230.6532	42.7	30.5	167.4225	344.5959
9/1/2017	113.0742	94.42413	87.41174	2.199574	11.99878	86.761	246.3093	45.35	34.5	186.4582	382.1481
10/1/2017	124.5919	102.234	95.39835	2.71059	12.82629	93.50019	241.9715	48.25	38.4	204.7142	427.4561
11/1/2017	115.7983	106.3816	97.40725	2.37176	12.58278	84.81411	251.2454	44.3	39	173.7525	384.5042
12/1/2017	147.1972	120.6776	121.2201	2.621716	14.28571	95.39716	294.3284	49.9	45.75	199.0723	414.0551
1/1/2018	158.5237	135.799	131.6566	4.796853	16.08325	131.4893	339.226	55.2	61.05	194.5312	471.5539
2/1/2018	151.9763	122.3738	126.5118	2.366208	13.62346	143.0708	350.0513	51.8	57.95	211.2735	463.4168
3/1/2018	144.4253	118.8268	128.6677	2.244011	12.8666	137.7793	337.1308	48.25	56.8	197.4669	426.0851
4/1/2018	143.3261	117.066	125.8259	2.238459	14.2384	145.0176	383.5748	45.15	54.05	182.2841	450.2989
5/1/2018	114.6035	104.3601	103.6789	2.160699	15.56291	149.7101	450.0731	47.9	55.35	180.3118	447.5373
6/1/2018	115.4277	97.60262	93.83043	1.777432	19.53641	144.0565	521.3526	40.95	47.25	157.578	384.6601
7/1/2018	122.7749	105.3594	96.15028	2.255125	18.63764	159.6355	504.3221	46.45	47.55	176.6326	444.9236
8/1/2018	106.3404	118.8744	84.99526	2.34399	21.75969	204.0759	623.9351	46.35	45.4	154.0878	558.9407
9/1/2018	154.677	136.9577	104.2944	2.493967	21.38126	248.7922	694.8038	50.95	51.3	162.2945	635.2316
10/1/2018	127.6085	123.6332	82.18183	1.977399	17.45505	290.5988	526.8963	47.7	40.5	150.3146	534.4309
11/1/2018	144.913	123.6332	100.5925	1.921848	17.97539	268.4219	463.7686	53.75	48.15	160.2193	559.3846
12/1/2018	136.0674	113.259	101.9746	1.855202	17.3	249.4812	410.2347	46.75	50.95	154.6538	495.2745

6.1.2. Precio de las acciones – Semanal:

	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS.BA	PAMP.BA	EDN.BA	BMA.BA	YPFD.BA
--	------	-------	------	------	------	------	-------	---------	--------	--------	---------

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

1/1/2013	10.539342	13.384871	4.577368	0.297594	2.00867	68.01207	139.34433	1.07	0.7	10.789001	98.107048
1/8/2013	10.898058	14.565887	4.538741	0.309831	2.111475	69.494904	144.94957	1.13	0.812	11.091092	104.733337
1/15/2013	10.942965	15.98311	4.702907	0.323589	2.222188	72.163979	148.98143	1.19	0.905	11.393184	111.073586
1/22/2013	10.673882	17.83337	4.673937	0.325629	2.245907	73.745667	157.831772	1.29	1.05	10.875313	113.886162
1/29/2013	11.256866	19.211226	4.828447	0.338367	2.332902	72.411118	164.617096	1.34	1.13	11.911057	127.281731
2/5/2013	10.449616	18.148312	4.471142	0.315941	2.135194	62.080795	151.43985	1.19	1.01	11.004779	123.468063
2/12/2013	10.898058	17.872738	4.413201	0.32104	2.245907	61.289951	154.783295	1.2	1.03	11.22056	121.084503
2/19/2013	10.001082	17.203495	4.210406	0.304732	2.230097	58.769161	156.356735	1.14	0.89	10.184815	111.359604
2/26/2013	10.045991	17.636536	4.374573	0.289955	2.119384	58.027744	155.963409	1.23	0.946	10.486908	106.87854
3/5/2013	10.584157	19.408064	4.490456	0.32104	2.111475	70.186882	167.173843	1.22	0.91	11.134248	117.270821
3/12/2013	10.763515	19.841103	4.606339	0.310851	2.143103	72.658249	166.583832	1.33	0.94	11.824744	122.037941
3/19/2013	10.584157	19.368696	4.500113	0.31849	2.158922	69.791466	169.435623	1.28	0.96	11.479497	118.224243
3/26/2013	10.763515	19.329327	4.442172	0.311361	2.166831	70.08802	170.615646	1.27	0.93	10.918468	117.74752
4/2/2013	10.673882	19.919836	4.693251	0.31849	2.095655	67.71553	168.648926	1.32	0.91	11.047937	111.073586
4/9/2013	10.584157	21.140224	4.567711	0.324099	2.20637	69.198349	169.14061	1.25	0.919	11.22056	110.882904
4/16/2013	10.539342	21.297691	4.567711	0.31849	2.166831	69.643181	177.695984	1.21	0.895	11.393184	108.928375
4/23/2013	11.705308	22.911749	4.915359	0.333778	2.522692	78.886101	190.479874	1.29	0.955	12.29946	110.59687
4/30/2013	12.109024	24.407705	5.089183	0.360274	2.862744	89.06813	197.56012	1.35	1.03	12.558397	121.275185
5/7/2013	10.763515	21.691364	4.720645	0.31849	2.435706	80.012207	185.366333	1.26	0.93	11.479497	109.500443
5/14/2013	11.256866	22.636177	4.817579	0.311871	2.530602	82.487839	187.824768	1.18	0.95	11.781588	116.269722
5/21/2013	10.315075	21.651995	4.740033	0.308302	2.491064	77.833664	181.221924	1.16	0.965	11.22056	109.357414
5/28/2013	10.315075	20.589079	4.575246	0.306772	2.506882	75.011452	176.789871	1.15	0.956	10.918468	116.317406
6/4/2013	10.045991	20.943384	4.61402	0.298104	2.419888	68.822395	173.342728	1.11	0.915	11.047937	119.940399
6/11/2013	9.23874	18.305779	4.061501	0.252241	2.245907	61.395508	159.307861	0.98	0.809	10.27113	111.550293
6/18/2013	9.149016	17.951471	3.97426	0.242052	2.127293	54.760826	158.076721	0.99	0.85	9.796413	110.83522
6/25/2013	8.879923	18.660082	4.09058	0.259889	2.17474	51.294956	154.235641	1.04	0.795	9.537477	109.643448
7/2/2013	9.328373	18.384516	4.245673	0.252241	2.190551	49.01738	175.804977	1.04	0.785	10.184815	115.363983
7/9/2013	10.180532	20.431612	4.29414	0.259889	2.348721	56.295719	180.237045	1.11	0.794	10.789001	126.614357
7/16/2013	9.866541	21.45516	4.361993	0.244602	2.396168	59.860619	182.69931	1.07	0.78	10.961624	135.099792

7/23/2013	10.045991	21.258324	4.449233	0.249191	2.293364	58.622807	179.498352	1.06	0.772	10.875313	125.470253
7/30/2013	10.359891	22.085037	4.458926	0.245622	2.261726	57.880119	184.669098	1.09	0.864	11.479497	134.384735
8/6/2013	10.942965	24.289604	4.875739	0.251731	2.498973	59.712082	195.798492	1.15	0.878	12.601552	135.004456
8/13/2013	12.15384	26.691011	5.476725	0.247151	2.411978	61.296482	193.040787	1.22	0.87	13.809921	137.292664
8/20/2013	13.095631	25.667458	5.573658	0.244602	2.530602	61.890633	193.089996	1.32	0.95	14.327794	138.436768
8/27/2013	12.82655	26.612272	5.709364	0.268038	2.601777	61.692581	192.055878	1.37	0.948	14.15517	141.909256
9/3/2013	14.979308	27.635818	6.930722	0.284856	2.633406	67.188477	202.101868	1.42	1.15	16.054033	157.154892
9/10/2013	17.490782	28.856209	7.657722	0.285875	2.625505	71.595085	216.678436	1.66	1.31	17.089775	162.045013
9/17/2013	17.715048	27.557087	8.336255	0.280276	2.815296	72.783379	215.10257	1.87	1.66	17.737114	184.09848
9/24/2013	17.670141	25.982397	8.239321	0.312881	2.633406	68.723358	207.814285	1.88	1.82	18.082367	172.832031
10/1/2013	17.401058	24.958847	8.035762	0.313901	2.878562	71.198982	205.844467	1.84	1.86	18.341299	188.892715
10/8/2013	21.392582	27.242147	9.276505	0.322569	2.862744	71.298004	204.859604	2.35	2.69	20.542259	193.303421
10/15/2013	25.025206	29.682919	10.226451	0.341426	2.941828	75.506577	216.57991	2.49	3.18	26.066227	204.234283
10/22/2013	21.392582	27.36025	9.247426	0.393399	3.147438	79.913185	219.633118	2.11	2.52	21.319065	198.960617
10/29/2013	19.32955	29.604179	8.530121	0.364353	3.005095	78.724884	213.723694	1.98	2.45	20.41279	178.345398
11/5/2013	20.047073	29.013676	9.063253	0.374542	3.005095	76.24926	207.814285	1.97	2.57	20.887506	207.302551
11/12/2013	20.988958	29.682919	9.324972	0.396968	3.013004	79.913185	206.435455	1.93	2.61	20.499102	223.363235
11/19/2013	21.078588	29.801018	9.421906	0.366903	3.027205	76.744385	198.581238	2.13	2.93	21.966406	222.931747
11/26/2013	21.975563	25.785563	10.129518	0.401557	3.098708	59.415009	185.276825	2.14	3.32	22.613749	241.629242
12/3/2013	19.553816	24.762012	9.344358	0.419895	2.987472	59.266468	184.291306	2.08	3.15	20.542259	237.793869
12/10/2013	18.970739	24.722645	9.402519	0.433152	2.955694	59.117931	184.784042	2.01	3	19.765448	256.970764
12/17/2013	18.881014	23.777832	9.11172	0.493283	2.971587	57.434505	179.363739	1.77	2.5	18.729706	276.147705
12/24/2013	18.253212	25.250891	9.043865	0.466267	2.987472	60.900379	190.697144	1.89	2.19	17.952894	281.900787
12/31/2013	17.401058	22.807253	8.433187	0.496843	2.820618	58.424759	187.247849	1.95	2.93	17.262402	278.065399
1/7/2014	18.791382	26.717073	8.801533	0.606405	2.780894	59.613056	204.691422	1.94	2.86	18.557077	298.872437
1/14/2014	21.796206	28.509069	9.644851	0.601316	3.019258	62.880882	221.494476	2.07	2.78	20.887506	316.419312
1/21/2014	20.809505	26.065435	9.160185	0.497352	3.352966	61.395508	236.030823	1.76	2.57	19.161264	267.518127
1/28/2014	20.450695	29.975246	8.917852	0.555453	3.789962	67.237976	269.045532	2.11	3.08	18.988644	267.901642
2/4/2014	18.925924	26.065435	8.384721	0.479015	3.201997	59.315987	238.001846	1.79	2.72	16.830841	239.711578

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

2/11/2014	22.110106	29.242163	10.177983	0.535066	3.488033	60.405254	241.204773	2.2	3.41	20.369631	283.434967
2/18/2014	22.334375	28.427618	9.790252	0.502961	3.345019	60.306229	219.277054	2.16	3.4	20.71488	284.777374
2/25/2014	21.527122	27.490889	9.790252	0.524878	3.138441	56.642303	212.871231	2.06	3.35	20.283323	263.538879
3/4/2014	22.424007	27.694521	10.081051	0.504491	3.04309	54.463753	211.885681	1.99	3.22	21.578001	276.147705
3/11/2014	21.975563	26.87998	10.081051	0.472386	3.058983	51.493008	211.392929	1.95	3.33	21.146442	279.503693
3/18/2014	22.962267	28.916338	11.147316	0.481555	3.178165	59.315987	216.813263	2.03	3.28	22.872681	298.680603
3/25/2014	24.48704	30.341793	11.728915	0.478505	3.130495	64.168205	221.74086	2.28	3.58	23.908428	301.077698
4/1/2014	26.550074	28.101793	12.50438	0.499392	3.194059	67.337013	211.392929	2.43	3.8	25.850445	284.777374
4/8/2014	25.653099	30.138157	12.068181	0.504491	3.257615	65.195549	211.343658	2.5	3.94	25.979914	273.079437
4/15/2014	25.698008	30.463976	12.407449	0.489203	3.130495	66.89283	212.871231	2.53	4.1	25.807289	274.709442
4/22/2014	26.908878	33.396339	12.940581	0.484104	3.146379	68.889626	223.711884	3.01	4.7	25.893599	268.716644
4/29/2014	29.51008	33.762886	12.892114	0.479015	3.186112	70.986267	215.335007	3.02	4.93	26.67041	277.394226
5/6/2014	28.119755	32.174519	12.407449	0.471366	3.138441	73.632034	212.47699	2.9	5	25.462044	293.406952
5/13/2014	28.52338	34.047974	13.08598	0.486654	3.21789	80.87043	227.653946	3.01	4.75	27.619843	306.639008
5/20/2014	29.420355	38.202156	13.279847	0.57583	3.345019	81.369629	235.75824	3.47	5.17	28.094559	319.391663
5/27/2014	30.182789	37.79488	14.037711	0.570741	3.21789	74.081314	237.731949	3.84	5.38	29.605019	319.295837
6/3/2014	34.936649	39.912693	15.689206	0.57583	3.297348	80.071701	247.205673	4.12	6.72	34.17955	326.007721
6/10/2014	30.272512	33.765079	12.726229	0.504491	3.194059	80.471077	234.870056	3.56	5.05	27.619843	290.530396
6/17/2014	34.981564	37.975403	14.669166	0.535066	3.289401	78.873634	231.61348	4	5.85	32.151226	342.308136
6/24/2014	35.160919	39.131172	14.329151	0.529967	3.249677	74.780197	235.36348	3.93	6.24	31.93544	319.295837
7/1/2014	37.672394	39.21373	14.960605	0.540165	3.337073	73.182747	238.817459	3.99	6.77	34.775173	330.610168
7/8/2014	41.809788	40.78228	16.272087	0.591118	3.432415	79.772194	227.468704	4.5	8.18	41.206799	363.68457
7/15/2014	39.429653	38.635845	15.543486	0.57583	3.313232	85.762589	219.080505	4.09	7.1	38.501083	351.17691
7/22/2014	35.837021	35.498745	13.746271	0.50908	2.971587	84.864029	220.955521	3.66	6.35	34.420319	332.896484
7/29/2014	39.519505	36.819626	15.203472	0.524878	3.265561	82.368027	221.942337	4.31	7.57	36.371994	339.390778
8/5/2014	36.016613	35.498745	14.426298	0.519779	3.249677	87.459869	228.948975	4.32	7.38	34.375965	334.339661
8/12/2014	38.621323	37.810287	14.669166	0.540165	3.360912	96.145958	249.278076	4.37	7.2	36.593773	361.760284
8/19/2014	39.070366	38.883507	15.397765	0.63698	3.980647	110.872353	270.396667	4.52	7.17	38.501083	396.396942
8/26/2014	40.597286	41.112495	15.640633	0.815333	4.663955	132.637512	280.21579	4.58	6.82	39.565624	415.639526

9/2/2014	46.615032	43.754265	17.583569	0.835719	5.25192	121.954605	292.107361	5.24	7.7	45.420635	440.895355
9/9/2014	48.501152	44.579819	18.846479	0.876483	5.776313	111.421478	301.877136	5.5	7.93	47.017452	458.069366
9/16/2014	56.584705	50.358681	20.060812	0.988595	6.380162	119.808052	330.594421	6	8.7	53.094231	512.814453
9/23/2014	57.482891	50.624283	20.643692	1.039557	7.810342	110.622757	334.048401	6.5	8.03	52.961163	530.132751
9/30/2014	46.704884	47.577641	16.223513	0.866295	6.801274	109.824036	295.067871	5.63	7.3	42.138283	458.935303
10/7/2014	40.417694	43.153759	15.057752	0.856106	6.475514	104.93187	266.745331	5.25	6.7	37.968815	401.207581
10/14/2014	47.288647	49.16357	18.360741	0.973308	7.421017	98.841629	263.488678	5.9	8.4	43.025398	420.931183
10/21/2014	44.908512	49.038361	17.486422	0.886681	7.071417	76.377632	251.646515	5.57	7.37	42.404415	404.093964
10/28/2014	53.890247	52.001534	19.720797	1.008982	7.564031	74.880035	257.567657	6.25	8.7	50.965145	453.162506
11/4/2014	49.848469	45.073559	18.555037	0.963119	6.594687	66.393623	231.76152	5.87	7.94	46.307751	419.488007
11/11/2014	49.579025	43.404167	18.215025	0.886681	6.276873	56.1101	216.119949	5.2	7.36	44.356087	384.851379
11/18/2014	51.195698	43.320698	18.263596	0.912157	5.792206	65.894424	217.106781	5.79	7.9	44.710938	392.452179
11/25/2014	49.399334	42.778141	18.020729	0.851007	6.276873	53.414417	189.065689	5.12	6.95	43.468967	365.608826
12/2/2014	54.339294	43.738049	18.943624	0.871394	6.658252	52.416016	185.658676	5.44	7.5	47.239231	345.404144
12/9/2014	43.426559	36.4762	15.834926	0.693032	5.704801	34.944016	158.50116	4.32	6.05	39.210785	245.342773
12/16/2014	46.390457	38.145584	17.486422	0.825531	6.316597	43.430416	165.907745	4.39	5.38	43.468967	276.130859
12/23/2014	45.896542	37.978642	17.583569	0.912157	6.928394	41.433617	168.870407	4.55	5.69	43.779457	291.524933
12/30/2014	46.794724	37.769966	17.389275	0.901969	6.702881	36.791054	167.882874	4.45	5.51	43.025398	287.195374
1/6/2015	47.603062	37.811703	18.069302	0.871394	6.607347	40.035851	159.982529	4.84	5.69	44.356087	277.093018
1/13/2015	53.171669	40.64967	19.86652	0.937634	6.296885	42.931213	172.721802	5.05	5.9	46.840023	284.790039
1/20/2015	53.980003	42.152122	19.526505	0.988595	6.448135	45.077778	173.610596	5.33	6.15	43.380257	287.676422
1/27/2015	51.644745	38.604664	19.915091	0.983497	6.384448	39.137295	177.264542	5.45	6.1	43.380257	278.055145
2/3/2015	53.980003	41.192223	20.303677	1.070132	7.323813	41.034252	187.139984	5.7	6.25	46.79567	293.930267
2/10/2015	61.165382	43.320698	22.489479	1.121085	7.403416	41.633297	186.498123	5.98	6.42	52.783745	317.502411
2/17/2015	63.276058	46.3256	24.821003	1.243386	7.554667	38.488331	164.920212	6.05	7.4	59.437157	295.373444
2/24/2015	61.075619	44.238861	24.140976	1.299447	7.562627	38.088974	166.895294	6.24	8.29	53.227299	293.930267
3/3/2015	66.195175	45.490902	26.229633	1.345309	8.398498	33.446415	169.857941	7.4	9.38	59.259735	299.221924
3/10/2015	76.344467	49.24704	29.046888	1.528761	9.39357	31.150089	158.945541	8.48	9.62	65.647003	323.178925
3/17/2015	80.116783	51.417244	29.726915	1.681637	9.552809	33.945618	165.907745	9.42	10.9	67.864815	342.036682

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

3/24/2015	74.637932	45.240498	28.172567	1.798839	9.274186	36.042248	166.895294	8.37	10.2	64.36068	322.890289
3/31/2015	75.625969	45.908253	27.686834	1.742787	9.473189	41.333771	174.400681	8.71	10.2	63.384846	343.383667
4/7/2015	71.853638	44.4058	26.618217	1.712212	8.199485	47.57378	173.314377	8.38	10.05	59.880718	358.873932
4/14/2015	67.99147	42.569473	25.35531	1.7275	8.000463	51.517464	185.658676	7.84	8.99	56.864502	337.707092
4/21/2015	72.302681	42.945084	26.181061	1.702014	8.199485	54.163216	185.658676	8.3	8.75	60.235561	348.771576
4/28/2015	69.114204	41.5261	25.792471	1.824315	8.63732	57.308186	186.251205	8.34	8.62	59.171013	353.101135
5/5/2015	67.003517	42.569473	25.743898	1.732589	8.239285	57.607704	177.758362	7.84	9.07	57.884689	344.441986
5/12/2015	65.566452	42.40115	25.986763	1.737688	8.557709	57.108501	179.980331	7.75	9.51	57.66291	339.054108
5/19/2015	62.602455	41.042953	24.578136	1.579713	8.425566	53.863705	175.274353	7.01	8.7	55.445107	322.746002
5/26/2015	58.021774	38.284119	23.138887	1.574624	7.908441	48.422421	164.196091	6.65	8.39	51.674835	311.537201
6/2/2015	60.53664	39.260323	24.746429	1.549138	8.158088	50.918415	166.668884	7	8.9	54.114422	321.83197
6/9/2015	59.728306	38.793442	23.869589	1.457412	7.846031	53.863705	167.163483	6.85	8.6	52.340187	320.388763
6/16/2015	62.422855	39.048107	23.869589	1.498186	7.489391	57.607704	173.098267	6.97	8.61	52.251469	332.415375
6/23/2015	60.53664	38.53878	23.138887	1.482898	7.311073	56.409622	170.724365	6.78	8.25	50.565937	328.085846
6/30/2015	63.680225	40.06675	24.941286	1.625576	8.095676	54.063381	167.658051	7.88	8.8	52.828098	342.99881
7/7/2015	67.003517	41.085403	26.110405	1.625576	8.024348	56.060184	169.636307	8.04	8.81	56.864502	324.189178
7/14/2015	67.811852	39.89698	26.59754	1.803938	8.425566	50.369301	165.976486	8.8	9.45	55.888664	321.350922
7/21/2015	59.369099	36.077053	23.04146	1.620486	7.42698	40.934418	158.261276	7.94	8.46	48.70298	296.335571
7/28/2015	60.985775	36.501488	24.941286	1.702014	7.533972	42.831379	161.525391	8.05	8.31	51.586124	292.79599
8/4/2015	73.650009	41.552277	28.399937	1.824315	7.489391	43.330585	177.05481	9.04	9.2	58.816177	322.318024
8/11/2015	71.224899	37.85968	27.230816	1.737688	7.409148	40.934418	175.571106	9.13	8.75	58.106476	312.186462
8/18/2015	60.35704	34.464195	23.090174	1.426837	6.357067	33.945618	157.272156	8	8.15	49.501392	267.588409
8/25/2015	70.057266	37.520138	25.769415	1.615387	6.669125	40.934418	182.841232	8.9	9.1	55.888664	288.917908
9/1/2015	69.159096	37.265469	26.548828	1.605199	6.535386	36.391693	177.005341	9.24	9.05	56.42094	293.280792
9/8/2015	72.302681	38.369007	27.669237	1.503275	6.553218	33.296654	172.109146	9.19	9.3	57.751625	284.070313
9/15/2015	68.71003	36.628819	25.720699	1.426837	6.544303	31.549454	178.093384	9.24	9.25	52.207111	250.136993
9/22/2015	64.219215	32.681564	23.382452	1.452323	7.052511	25.359371	163.454239	8.55	9.12	46.751312	202.630356
9/29/2015	63.770084	35.228184	24.356724	1.579713	7.774702	34.444813	185.957016	8.75	8.5	47.815865	226.383667
10/6/2015	68.71003	34.803745	26.159121	1.528761	7.721206	38.088974	190.902649	8.8	8.9	52.783745	255.954117

10/13/2015	72.347656	34.124653	28.448652	1.584812	7.132754	35.043854	186.946152	9.97	8.56	55.445107	234.527649
10/20/2015	85.865097	39.302765	32.297016	1.666349	7.747954	34.195217	173.098267	12.1	11.7	66.755905	262.740784
10/27/2015	92.960617	46.263512	34.586544	1.742787	9.138843	33.696011	172.109146	13.3	12.2	73.542389	285.039856
11/3/2015	96.553528	44.141335	35.365959	1.814126	9.843595	35.393288	178.043991	13	12.7	75.405342	285.039856
11/10/2015	102.391212	46.008854	38.581047	1.98229	10.962184	36.14209	185.957016	14.6	14.3	84.276566	295.704559
11/17/2015	100.101479	46.178627	37.509354	1.839602	10.738466	38.388496	182.989594	13.3	13	82.457954	277.332092
11/24/2015	96.103844	42.655811	36.096661	1.829414	11.230647	35.293446	185.114777	12.8	12.6	75.183563	258.862732
12/1/2015	91.433701	44.141335	35.90181	1.85489	11.588595	36.541454	182.2901	12.5	12.05	76.292458	256.923645
12/8/2015	85.326202	39.939423	34.001984	1.773363	11.364877	34.145294	174.859802	12	12.35	69.993912	227.837936
12/15/2015	78.140823	39.812092	32.881573	1.651062	9.888338	28.704012	157.5224	11.2	12	65.203445	213.052734
12/22/2015	80.386238	39.89698	34.683971	1.737688	10.380518	30.401289	168.420197	11.85	12.3	69.195496	222.990341
12/29/2015	78.949165	36.501488	34.976254	1.839602	10.246286	29.952013	160.494568	11.05	12	70.526169	213.295105
1/5/2016	82.631653	40.321411	35.073677	1.809027	9.183841	26.856972	148.407898	11.15	12.15	70.969742	194.874146
1/12/2016	75.895416	32.681564	32.491867	1.635774	7.391871	22.563848	130.872375	10.15	10.6	67.465614	178.392273
1/19/2016	77.018082	36.713703	35.268536	1.595001	7.974261	21.765125	136.717575	11.95	11.95	73.808517	201.176056
1/26/2016	85.550774	38.114349	38.142628	1.702014	8.538732	23.612167	144.593674	12.45	12.7	79.175606	227.837936
2/2/2016	86.718307	40.15163	39.116901	1.656151	8.332656	23.761929	152.568863	13.1	12.3	80.905502	233.170349
2/9/2016	87.122566	38.963223	39.750168	1.656151	7.750265	24.061449	156.531677	12.75	12.25	84.720123	242.865555
2/16/2016	96.103844	46.518177	42.672977	1.747877	8.502892	27.406088	164.952713	13.85	12.8	92.881645	276.314117
2/23/2016	105.62439	48.385693	45.303509	1.732589	9.945427	29.103371	169.509964	14.25	13.3	95.143799	279.222687
3/1/2016	94.127975	49.489227	41.747421	1.752976	9.766231	38.937614	182.2901	12.35	12.15	88.712173	271.951263
3/8/2016	93.859085	46.263512	41.260288	1.579713	8.959845	37.939217	173.373718	11.8	11.3	85.208038	242.380798
3/15/2016	92.511856	47.112385	41.893562	1.584812	9.497437	40.934418	172.878357	11.7	11.5	86.671791	254.015106
3/22/2016	92.73774	45.923965	41.211578	1.487988	9.407837	41.733131	174.364441	12.1	11.4	86.228226	252.948593
3/29/2016	89.299927	44.141335	39.945023	1.610289	9.363038	38.987534	174.859802	12.45	12.1	84.702957	244.028992
4/5/2016	81.428581	41.170284	36.778652	1.523662	8.198256	42.03265	181.299393	11.5	10.85	74.816498	239.666153
4/12/2016	93.552193	42.868027	41.406429	1.574624	8.493933	45.3773	182.884552	12.6	11.25	88.176582	262.256042
4/19/2016	92.285667	45.839081	40.286022	1.6001	8.735848	49.420815	188.234344	11.9	10.95	83.54509	268.460968
4/26/2016	91.335693	44.565773	40.139881	1.610289	8.789609	53.514259	186.252899	11.65	10.8	81.541077	274.859833

5/3/2016	89.57135	43.7169	40.091167	1.589911	8.62833	48.622101	178.327286	12.6	10.5	80.160538	271.466522
5/10/2016	80.976135	44.141335	38.142628	1.518563	8.090739	50.169617	181.299393	12.8	10.15	77.933846	280.1922
5/17/2016	79.438004	42.702942	36.739269	1.452323	7.938422	43.23074	177.534698	11.75	9.4	77.48851	282.131256
5/24/2016	81.428581	43.908264	38.742344	1.421747	8.243057	42.132496	178.913498	12.8	10.15	78.111984	285.524628
5/31/2016	82.740387	44.080452	39.57288	1.401361	8.153459	42.731533	190.841034	13.5	10.75	82.387215	285.039856
6/7/2016	84.278511	44.683117	40.647701	1.442125	8.64625	43.929615	191.835022	14.5	10.7	85.504578	272.920807
6/14/2016	86.404701	46.060631	41.185116	1.411549	8.054901	43.330585	192.332001	14.65	10.7	87.990349	265.164612
6/21/2016	87.580887	46.921577	42.406498	1.396262	8.404335	47.77346	203.762573	15.8	12.1	93.757256	271.466522
6/28/2016	94.954605	47.352051	45.093548	1.579713	9.139041	56.30978	217.727768	17	13.45	99.11866	285.960907
7/5/2016	90.566635	47.352051	44.702702	1.584812	9.094242	56.259857	206.744461	16.700001	12.4	100.019737	276.972748
7/12/2016	98.619194	49.934891	47.292042	1.6001	8.959845	63.448341	213.702225	17.25	13	107.678909	281.369171
7/19/2016	95.088707	48.901749	45.044689	1.645963	9.407837	61.950741	198.295792	16.25	12.9	103.57901	268.668488
7/26/2016	90.670525	48.299091	43.139332	1.620486	8.870245	61.351707	192.630203	16.549999	13	99.11866	265.737518
8/2/2016	91.591057	46.491104	42.699631	1.538949	8.601451	63.398426	201.774612	16.15	11.75	98.532959	262.80661
8/9/2016	90.118233	46.318913	41.42939	1.487988	8.511853	63.298584	203.066818	15.9	11.55	100.875763	263.783569
8/16/2016	91.084747	47.352051	43.481316	1.53385	8.502892	66.842903	212.111862	15.25	12.35	104.201515	254.013824
8/23/2016	95.503502	46.792435	45.533241	1.579713	8.511853	70.686745	211.217316	15.5	12.55	109.843864	252.743774
8/30/2016	92.787727	47.388561	44.311859	1.544048	8.341616	72.98307	202.768616	15.4	12.95	105.930618	251.327133
9/6/2016	90.762611	48.138653	43.725594	1.549138	8.368496	73.282585	199.786728	16.65	13.95	104.201515	253.525345
9/13/2016	90.532455	49.06525	42.699631	1.559336	8.413294	69.338898	200.283722	18.549999	14	101.562347	254.209229
9/20/2016	91.084747	49.638851	44.556133	1.549138	9.139041	69.139229	193.723557	19.049999	14.8	104.975067	255.479324
9/27/2016	92.787727	49.68298	45.875233	1.615387	9.900629	72.98307	216.485336	19.6	15.2	107.887253	274.237213
10/4/2016	94.352257	50.25658	46.803486	1.605199	10.035026	79.372826	219.964203	19.25	16.200001	108.296776	288.696472
10/11/2016	94.813133	49.68298	47.145473	1.666349	9.855829	85.962273	217.678085	20	16.35	110.3899	286.742554
10/18/2016	97.988457	49.771225	46.852345	1.814126	9.945427	93.649956	217.678085	21	18.9	109.206825	281.369171
10/25/2016	92.833717	50.124207	46.021793	1.702014	9.318238	87.360031	212.907043	20.549999	19.299999	104.656548	262.1716
11/1/2016	89.934067	49.7271	45.337826	1.66125	8.780648	85.463066	217.678085	20.700001	19.65	103.92849	249.324341
11/8/2016	83.76664	48.094532	42.015652	1.452323	8.207218	75.079712	246.254517	19.9	19.6	96.921059	241.80162
11/15/2016	85.469612	50.74194	44.360718	1.554237	9.139041	79.622437	240.539246	21.5	19.85	101.69886	257.921722

11/22/2016	88.507332	49.771225	43.285892	1.610289	9.639349	80.121635	239.756744	22.1	21.25	101.789864	252.059875
11/29/2016	86.159988	51.889145	41.33168	1.528761	9.042628	84.0653	271.250031	22.25	21.950001	100.925308	256.505127
12/6/2016	84.411011	50.60957	40.061436	1.595001	9.134432	87.759399	278.613342	22.25	21.9	96.420525	253.03685
12/13/2016	79.808464	48.535767	37.130112	1.411549	8.748857	77.775391	267.667877	21.549999	20.5	90.18663	232.03186
12/20/2016	81.00515	48.006287	38.742344	1.462511	8.657055	78.773796	266.175262	20.299999	19.950001	89.18557	227.635483
12/27/2016	89.243698	52.065643	43.579025	1.559336	9.455744	79.772194	282.593506	23.200001	21.75	99.65123	266.714539
1/3/2017	89.289787	52.595123	46.21722	1.564426	9.332388	86.960678	280.603455	23.700001	24.5	104.656548	283.811584
1/10/2017	88.185097	57.360447	48.904266	1.508374	9.240443	90.305305	283.588623	26.35	24.700001	106.203636	326.945099
1/17/2017	90.118233	55.595516	51.591316	1.544048	9.838083	89.556511	285.578674	28.799999	25.1	112.210022	338.033783
1/24/2017	89.289787	53.301098	48.07373	1.487988	9.470305	82.16835	275.379456	28.9	24.799999	108.296776	326.603119
1/31/2017	92.097267	60.890331	49.83252	1.549138	9.424333	80.87043	269.65799	29.950001	26.299999	111.481972	337.594147
2/7/2017	90.670525	62.655266	52.617279	1.544048	9.608222	82.817299	265.826996	28.799999	25.5	116.214264	326.310089
2/14/2017	89.749992	65.302673	53.154686	1.523662	9.838083	85.562904	259.707458	30.5	27.950001	116.578293	326.212341
2/21/2017	85.147469	61.596306	49.539387	1.579713	9.286416	79.572502	254.135178	28.5	26.200001	113.074562	317.517303
2/28/2017	83.536568	61.331558	49.881374	1.569525	9.424333	78.324509	249.657471	29.200001	25.799999	113.984634	326.212341
3/7/2017	83.260414	63.405365	52.763844	1.579713	9.13011	73.981468	246.274307	29.1	25.450001	117.215332	327.287048
3/14/2017	87.724884	62.831757	54.962337	1.625576	9.608222	72.384026	251.747055	31.5	25.6	120.491524	361.969696
3/21/2017	86.528214	60.890331	58.284508	1.630675	9.74614	71.685143	249.756973	32.200001	25.700001	119.672485	358.989929
3/28/2017	90.210213	62.567017	59.212761	1.589911	9.74614	76.177948	263.687653	33	26.85	122.857681	375.158875
4/4/2017	88.369263	61.508045	58.137943	1.640864	10.435724	76.07811	260.105438	36	26.049999	120.719048	382.779297
4/11/2017	85.83783	59.654869	58.186794	1.625576	10.665586	71.934738	247.667374	35.700001	27.4	117.397331	386.003326
4/18/2017	88.369263	63.008251	60.385288	1.783551	10.527668	71.285782	248.662415	36.450001	28.4	120.764557	390.790497
4/25/2017	87.44873	61.552185	59.310471	1.900753	10.573641	70.287376	241.299057	34	26.799999	122.175148	392.744415
5/2/2017	84.825226	65.037926	63.512039	1.956814	10.251834	70.986267	238.214417	35.799999	25.4	124.222763	364.41214
5/9/2017	87.126595	69.273788	64.872833	1.839602	9.930028	80.371231	245.229507	36.700001	25.65	125.587837	372.227936
5/16/2017	86.067993	69.09729	67.27372	1.758075	9.700167	71.086098	256.821808	38.5	25.299999	126.042885	379.311035
5/23/2017	100.796028	74.12735	70.311569	1.778452	10.251834	70.686745	244.564194	41.25	27.5	132.959305	401.537231
5/30/2017	102.268944	72.097672	73.447418	1.819225	10.435724	69.338898	244.31488	40.900002	25.65	141.149826	384.440155
6/6/2017	91.867195	71.788818	65.656799	1.722401	10.113917	66.293785	244.564194	39.450001	24.4	131.139206	364.900635

6/13/2017	97.022499	73.686119	68.792641	1.732589	9.930028	65.495071	249.300903	41.900002	25.75	129.626312	344.87265
6/20/2017	93.432014	70.597473	65.607796	1.803938	9.79211	65.794579	242.320465	38.700001	25.4	133.571075	351.711426
6/27/2017	98.758781	85.996559	70.556557	1.805203	9.976001	67.891235	262.065063	40	26.4	141.506454	365.38913
7/4/2017	95.796013	86.261299	70.262566	1.821869	10.389751	66.992668	262.214722	38.900002	26.65	139.763412	360.26001
7/11/2017	90.105629	83.790382	66.146774	1.838536	10.021973	71.685143	275.22818	35.700001	25.799999	140.130356	356.867859
7/18/2017	85.120659	85.820061	65.362808	1.838536	10.34378	74.480675	274.230988	38.599998	26.65	139.442337	344.595917
7/25/2017	86.061226	82.952049	63.304913	1.827422	10.113917	77.475876	278.718414	38.5	26.799999	141.2771	350.48645
8/1/2017	87.707191	88.246849	64.431854	1.777432	9.930028	78.474274	249.649933	39.400002	26.799999	142.194473	335.760132
8/8/2017	93.575356	91.776726	71.536507	1.716339	10.389751	72.234261	236.935577	42.5	28.15	150.542664	350.977325
8/15/2017	89.465302	95.483086	72.32048	1.749662	10.75753	76.677147	236.337265	41.5	29.799999	155.037842	343.614197
8/22/2017	96.156082	94.600632	76.142288	1.721891	10.711557	77.575706	232.248718	43.349998	30.799999	171.092072	348.522949
8/29/2017	94.483391	93.012177	77.122238	1.816317	10.75753	80.670753	231.500824	43.299999	31.6	166.734497	339.932617
9/5/2017	94.483391	93.012177	77.122238	1.816317	10.75753	80.670753	231.500824	43.299999	31.6	166.734497	339.932617
9/12/2017	95.295837	93.100426	77.906204	1.882972	11.401144	83.665962	237.434204	41.799999	30.950001	164.211685	341.061615
9/19/2017	108.534027	92.570946	84.422882	2.010722	11.539062	89.706276	249.101471	42.849998	32.799999	176.871597	347.148529
9/26/2017	114.938065	94.203514	88.097702	2.160699	11.952812	86.860832	245.461655	46.049999	35.549999	191.457977	393.19281
10/3/2017	116.849709	97.601021	91.625534	2.44953	11.676978	89.656364	241.123825	47	36.950001	196.457718	383.326202
10/10/2017	121.389893	96.89505	92.948471	2.460634	11.860867	90.654762	238.78038	46.950001	36.799999	200.494202	389.560303
10/17/2017	124.400726	103.690048	97.309258	2.621716	12.136702	88.558105	228.110336	48.599998	37.25	215.447571	414.54599
10/24/2017	123.779449	102.013351	94.810371	2.671705	12.182673	92.901154	240.375946	46.950001	37.099998	206.411331	423.627197
10/31/2017	119.00032	104.704895	91.331535	2.849453	13.718062	94.199066	267.150848	47.450001	39.650002	192.237762	425.541626
11/7/2017	112.883041	98.836472	88.88166	2.599498	13.150418	92.501801	255.333969	43.900002	36.599998	184.302383	396.579895
11/14/2017	118.904739	103.24881	93.53643	2.488405	12.9139	88.70787	248.752426	45.400002	37.950001	167.10144	394.420013
11/21/2017	120.195107	106.160965	94.173401	2.416198	12.724686	86.910767	248.932022	45.450001	38.349998	168.798615	387.105896
11/28/2017	114.699104	110.661545	99.269157	2.299553	12.251649	86.012192	260.30603	43.200001	37.450001	165.67952	390.051178
12/5/2017	123.444908	112.911842	109.215668	2.366208	12.346256	83.166756	263.049805	44.349998	42.200001	189.85257	375.030334
12/12/2017	135.631683	118.515526	111.861542	2.299553	12.062434	84.015388	269.285553	44.349998	42.650002	187.192154	364.869171
12/19/2017	144.377502	123.589722	114.801399	2.421759	13.055812	89.506607	284.151642	48.700001	45.25	193.522079	393.683685
12/26/2017	147.197189	120.677574	121.220085	2.621716	14.285707	95.397163	294.32843	49.900002	45.75	199.07225	415.975403

1/2/2018	156.564285	134.615738	125.335884	2.693924	14.995262	107.278122	314.233032	53.400002	48.299999	199.852051	443.049561
1/9/2018	162.968323	133.250473	134.890411	2.682819	15.468299	108.725807	330.745361	56	53	198.567703	485.214233
1/16/2018	155.082764	137.528336	131.313599	2.799464	15.75212	115.7146	341.071777	53.799999	57.400002	200.402481	476.238831
1/23/2018	156.851028	133.705566	125.629875	2.843892	16.177855	134.784042	348.554718	55.049999	60.049999	190.769943	478.70459
1/30/2018	138.594757	126.242065	117.986244	2.505071	14.143796	123.502121	321.36676	48.75	53.25	174.715729	432.693329
2/6/2018	137.447769	119.552254	115.683365	2.360656	14.474921	122.503716	311.289703	47.950001	53.5	175.220291	416.074036
2/13/2018	153.553421	138.528152	130.87262	2.493967	14.143796	132.58757	344.962921	52.599998	58.400002	207.191116	460.704468
2/20/2018	153.123306	130.152695	126.462837	2.438416	13.907277	144.618301	365.715576	52.099998	57.700001	210.12674	473.477142
2/27/2018	143.27829	120.444786	121.563072	2.382874	13.055812	149.161026	357.135162	49.200001	55.099998	200.035538	445.712585
3/6/2018	148.869873	131.961029	132.83252	2.399541	14.001884	147.962936	370.754028	51.650002	60.150002	208.658936	440.386505
3/13/2018	146.480331	125.203568	124.943909	2.26623	13.008508	137.929001	356.486633	49.799999	58	198.98053	420.561707
3/20/2018	145.954605	122.205528	127.638771	2.26623	12.866597	145.51683	347.457214	49.549999	57.900002	201.090515	434.517975
3/27/2018	144.425308	118.82679	128.667725	2.244011	12.866597	137.779251	337.130768	48.25	56.799999	197.466858	426.085052
4/3/2018	147.24498	118.969551	131.117615	2.316219	13.576152	134.484528	355.189575	48.25	58.099998	200.815292	428.156311
4/10/2018	143.373886	117.827454	126.511833	2.399541	14.001884	134.534454	369.257446	46	57.049999	196.18251	436.046753
4/17/2018	147.006027	116.923279	128.275726	2.393979	14.664136	143.07077	380.831085	45.700001	55.799999	199.026398	453.553711
4/24/2018	143.326096	117.066048	125.825851	2.238459	14.238403	145.017639	383.574829	45.150002	54.049999	182.284149	450.298889
5/1/2018	125.308777	113.211426	107.500748	2.121814	13.386937	152.455734	426.726379	44.299999	51.150002	163.707123	431.805634
5/8/2018	129.977036	106.216019	110.908455	2.277334	16.792801	207.817032	484.145355	52.849998	53.400002	166.092316	505.532135
5/15/2018	135.149048	108.976112	112.981506	2.355103	16.50898	193.240387	486.938965	52.450001	58.400002	187.244766	483.537476
5/22/2018	122.968231	100.029602	102.4188	2.199574	15.894031	138.028854	448.88562	49.950001	60.099998	181.396317	439.745422
5/29/2018	121.663147	104.693214	112.290489	2.1107	14.664136	133.970001	442.093414	48.299999	56	186.867447	442.802979
6/5/2018	143.946289	113.496956	126.456375	2.332885	17.17123	129.525986	483.645813	51.549999	61.400002	201.252747	465.340088
6/12/2018	120.213051	108.547829	102.122643	2.03294	16.934711	127.578606	480.549347	45.400002	56.5	155.031113	440.041321
6/19/2018	122.774887	107.453308	100.839333	2.160699	18.73225	129.326263	475.505096	45.450001	53.950001	173.000946	417.800049
6/26/2018	107.30719	92.986603	92.695183	1.816317	19.157984	142.308823	515.509277	38.849998	43.900002	155.031113	370.555939
7/3/2018	116.926163	96.317749	100.000237	2.077377	20.482487	145.504501	527.595459	41.849998	44.549999	175.312027	401.772552
7/10/2018	113.107567	97.888153	92.547104	1.927409	18.73225	144.306137	508.517303	41.049999	45.25	169.982391	404.484894
7/17/2018	120.841423	104.169739	95.952835	2.160699	19.867538	156.58963	509.016724	41.900002	41.799999	174.510223	447.339966

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

7/24/2018	124.514999	102.789703	96.64386	2.249563	18.73225	160.883865	495.482208	46.299999	47.450001	179.792709	441.619415
7/31/2018	117.457863	103.884224	100.296387	2.416198	19.205288	168.673386	467.813965	43.450001	47.400002	167.011017	438.709778
8/7/2018	97.929893	98.697144	89.881752	2.171803	18.117304	172.318512	507.118927	40.099998	42.299999	136.825455	439.64679
8/14/2018	96.189766	102.789703	86.57473	2.232907	18.921467	159.485733	498.47879	37.75	42.650002	132.203278	442.063263
8/21/2018	91.114426	103.598694	78.529312	2.077377	17.833483	162.281815	547.173035	37.25	41.400002	129.797897	488.370392
8/28/2018	111.17411	113.354195	85.636925	2.305115	20.577095	205.886627	621.138184	43.900002	45.5	153.191681	545.08313
9/4/2018	106.823814	120.539955	84.896545	2.316219	19.299894	204.587982	577.288513	45.75	43.299999	148.994003	550.902344
9/11/2018	121.324791	130.438217	92.695183	2.238459	19.394503	215.326874	638.418457	48.650002	42.900002	149.088333	590.256042
9/18/2018	138.677612	134.4832	104.738647	2.521738	19.016073	212.879395	620.738708	53.950001	51.5	164.93576	609.834229
9/25/2018	150.906769	132.865219	100.444458	2.460634	20.577095	236.055374	679.471375	50.549999	49.75	156.964874	592.327271
10/2/2018	134.810684	132.77002	91.75737	2.155137	19.772932	287.102448	638.068848	46.049999	41.5	147.154572	562.14624
10/9/2018	124.708344	125.631851	90.227264	2.066273	18.117304	281.15863	599.113525	44.849998	41.799999	139.70253	539.165283
10/16/2018	116.104439	118.58886	82.32991	1.960732	17.975393	293.246063	574.541626	44	41.150002	131.448654	512.485596
10/23/2018	129.300323	121.348946	81.638885	1.938514	16.272461	286.053558	528.194702	45.549999	38.950001	146.116943	542.666687
10/30/2018	140.224396	126.107727	94.866951	1.944066	17.54966	290.449005	548.021973	51.25	44.549999	159.889099	570.036682
11/6/2018	133.940643	115.638405	86.772171	1.910743	17.123926	261.528931	511.114349	47.650002	41.5	143.428543	555.0448
11/13/2018	145.97644	119.921318	94.866951	1.977399	17.596964	268.621643	508.56723	49.5	45.450001	161.162567	566.190125
11/20/2018	144.429657	129.438889	96.594498	1.894077	17.738874	265.474884	527.680115	51.200001	46.549999	161.445541	562.343506
11/27/2018	146.894821	119.445435	101.925217	1.905191	19	274.665344	459.241028	54.75	48.700001	160.266418	564.414734
12/4/2018	140.756088	117.970215	99.852158	1.982951	18.049999	255.876877	429.067902	51.299999	49.150002	147.343231	544.195435
12/11/2018	130.750427	112.783142	96.742577	1.860754	17.799999	258.724945	424.322113	48.75	50.650002	139.844009	516.578796
12/18/2018	126.110107	107.072601	95.212463	1.805203	17.6	234.041656	401.942047	46.400002	47.299999	133.759735	470.074371
12/25/2018	136.067429	113.259018	101.974579	1.855202	17.299999	249.481216	410.23468	46.75	50.950001	154.653793	498.344299

6.1.3. Precio de las acciones – Diario:

	FRAN	TECO2	GGAL	COME	ALUA	APBR	TS.BA	PAMP.BA	EDN.BA	BMA.BA	YPFD.BA
1/2/2013	10.67388	12.91246	4.548398	0.295564	2.016579	65.68898	140.6227	0.97	0.66	11.04794	97.24896

1/3/2013	10.58416	13.14867	4.596682	0.296073	2.02448	67.51781	141.6061	0.97	0.67	10.96162	96.58157
1/4/2013	10.35989	13.18803	4.567711	0.296073	2.040298	69.05006	142.5895	1.06	0.72	10.65953	97.05829
1/7/2013	10.53934	13.38487	4.577368	0.297594	2.00867	68.01207	139.3443	1.07	0.7	10.789	98.10705
1/8/2013	10.53934	13.69981	4.538741	0.299633	2.00867	67.22125	140.9177	1.06	0.72	10.789	102.9695
1/9/2013	10.53934	13.69981	4.538741	0.299633	2.00867	67.22125	140.9177	1.06	0.72	10.789	102.9695
1/10/2013	10.53934	13.69981	4.538741	0.299633	2.00867	67.22125	140.9177	1.06	0.72	10.789	102.9695
1/11/2013	10.85324	14.13285	4.606339	0.305752	2.119384	69.89031	147.0147	1.13	0.86	11.1774	103.9229
1/14/2013	10.89806	14.56589	4.538741	0.309831	2.111475	69.4949	144.9496	1.13	0.812	11.09109	104.7333
1/15/2013	10.85324	14.13285	4.606339	0.305752	2.119384	69.89031	147.0147	1.13	0.86	11.1774	103.9229
1/16/2013	10.58416	15.1564	4.558053	0.313391	2.095655	71.126	147.998	1.17	0.875	11.00478	105.5914
1/17/2013	10.89806	15.74691	4.625652	0.31747	2.135194	70.97772	147.998	1.18	0.9	11.22056	104.8763
1/18/2013	10.76352	16.25868	4.635309	0.315941	2.18265	71.42258	148.9322	1.16	0.88	11.22056	106.3065
1/21/2013	10.94297	15.98311	4.702907	0.323589	2.222188	72.16398	148.9814	1.19	0.905	11.39318	111.0736
1/22/2013	10.94297	15.98311	4.702907	0.323589	2.222188	72.16398	148.9814	1.19	0.905	11.39318	111.0736
1/23/2013	11.0326	17.00666	4.780163	0.328679	2.245907	70.97772	155.3733	1.22	0.93	11.56581	109.1667
1/24/2013	11.0326	17.00666	4.780163	0.328679	2.245907	70.97772	155.3733	1.22	0.93	11.56581	109.1667
1/25/2013	10.94297	17.47907	4.751192	0.32104	2.230097	73.74567	157.1434	1.27	1.02	11.22056	112.027
1/28/2013	10.67388	17.83337	4.673937	0.325629	2.245907	73.74567	157.8318	1.29	1.05	10.87531	113.8862
1/29/2013	10.98778	18.10894	4.770506	0.338877	2.340811	73.64681	159.7986	1.35	1.14	11.4795	124.5168
1/30/2013	10.76352	18.38452	4.731878	0.337857	2.324992	71.47199	159.5527	1.31	1.14	11.35003	127.1864
1/31/2013	10.76352	18.38452	4.731878	0.337857	2.324992	71.47199	159.5527	1.31	1.14	11.35003	127.1864
2/1/2013	11.25687	19.21123	4.828447	0.338367	2.332902	72.41112	164.6171	1.34	1.13	11.91106	127.2817
2/4/2013	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
2/5/2013	10.76352	18.81755	4.615996	0.331228	2.158922	64.45331	157.4384	1.24	1.04	11.26372	123.6587
2/6/2013	10.44962	18.58135	4.500113	0.31951	2.103565	63.26705	153.1116	1.15	0.975	10.96162	123.8494
2/7/2013	10.67388	18.81755	4.490456	0.313901	2.135194	63.26705	151.7349	1.17	1.04	10.96162	123.9448
2/8/2013	10.44962	18.14831	4.471142	0.315941	2.135194	62.0808	151.4399	1.19	1.01	11.00478	123.4681
2/13/2013	10.85324	18.03021	4.558053	0.313901	2.253817	62.13022	154.5867	1.18	0.995	11.04794	122.5146
2/14/2013	10.89806	17.6759	4.509769	0.319	2.238007	61.78423	152.4232	1.21	1.04	11.1774	122.5146

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

2/15/2013	10.89806	17.87274	4.413201	0.32104	2.245907	61.28995	154.7833	1.2	1.03	11.22056	121.0845
2/18/2013	10.89806	17.87274	4.413201	0.32104	2.245907	61.28995	154.7833	1.2	1.03	11.22056	121.0845
2/19/2013	10.62897	17.87274	4.297317	0.31849	2.253817	63.06934	155.1767	1.16	0.975	10.91847	120.6078
2/21/2013	10.00108	17.3216	4.152465	0.300653	2.18265	59.31287	152.8166	1.12	0.915	10.31428	113.0758
2/22/2013	9.911449	17.40033	4.210406	0.301673	2.18265	59.06573	158.766	1.14	0.926	10.01219	110.5492
2/25/2013	10.00108	17.2035	4.210406	0.304732	2.230097	58.76916	156.3567	1.14	0.89	10.18482	111.3596
2/26/2013	10.00108	17.3216	4.287662	0.300653	2.17474	58.32431	155.9634	1.14	0.85	10.4006	108.69
2/27/2013	10.09081	17.71527	4.316631	0.297084	2.119384	57.63233	160.5361	1.19	0.905	10.48691	110.9782
2/28/2013	9.418098	16.06185	4.046238	0.285366	2.119384	58.42316	163.9287	1.18	0.845	10.01219	105.8298
3/1/2013	9.956267	16.14058	4.25869	0.285875	2.135194	58.42316	160.8802	1.23	0.909	10.35744	105.8298
3/4/2013	10.04599	17.63654	4.374573	0.289955	2.119384	58.02774	155.9634	1.23	0.946	10.48691	106.8785
3/5/2013	10.35989	17.87274	4.413201	0.293014	2.127293	58.02774	160.0936	1.23	0.959	10.65953	109.7388
3/6/2013	10.4048	17.71527	4.413201	0.292504	2.087746	65.59013	160.2902	1.21	0.935	10.53006	114.0769
3/7/2013	10.76352	18.42388	4.519427	0.299123	2.119384	70.78001	164.2237	1.25	0.94	10.96162	115.8407
3/8/2013	10.76352	19.01439	4.500113	0.298614	2.103565	69.39605	164.7155	1.24	0.928	11.13425	114.4105
3/11/2013	10.58416	19.40806	4.490456	0.32104	2.111475	70.18688	167.1738	1.22	0.91	11.13425	117.2708
3/12/2013	10.35989	20.43161	4.490456	0.31747	2.119384	70.68117	166.6822	1.2	0.9	11.09109	121.0845
3/13/2013	10.85324	20.15604	4.673937	0.326139	2.190551	71.96627	165.6988	1.29	0.955	11.60897	123.7541
3/14/2013	11.12233	20.27414	4.673937	0.325629	2.190551	72.36169	170.8615	1.3	0.955	11.91106	124.7075
3/15/2013	10.94297	19.99857	4.635309	0.31849	2.19846	73.64681	170.3206	1.32	0.95	12.04052	122.5146
3/18/2013	10.76352	19.8411	4.606339	0.310851	2.143103	72.65825	166.5838	1.33	0.94	11.82474	122.0379
3/19/2013	10.49443	19.95921	4.596682	0.309321	2.111475	71.81799	165.3055	1.31	0.94	11.65212	120.5124
3/20/2013	10.49443	19.95921	4.596682	0.309321	2.111475	71.81799	165.3055	1.31	0.94	11.65212	120.5124
3/21/2013	10.94297	20.07731	4.635309	0.313391	2.190551	70.97772	169.2389	1.33	0.966	11.8679	124.8982
3/22/2013	10.62897	19.52616	4.567711	0.310851	2.190551	69.0995	167.6656	1.29	0.965	11.69528	121.5612
3/25/2013	10.58416	19.3687	4.500113	0.31849	2.158922	69.79147	169.4356	1.28	0.96	11.4795	118.2242
3/26/2013	10.76352	19.64427	4.490456	0.31849	2.17474	69.93974	170.9107	1.3	0.945	11.1774	119.1777
3/27/2013	10.76352	19.32933	4.442172	0.311361	2.166831	70.08802	170.6156	1.27	0.93	10.91847	117.7475
4/3/2013	10.58416	18.97502	4.432515	0.305752	2.127293	67.22125	168.5506	1.27	0.93	10.53006	111.6456

4/4/2013	10.44962	19.13249	4.432515	0.303203	2.111475	67.12239	165.2071	1.29	0.92	10.53006	110.5969
4/5/2013	10.22535	19.09313	4.480799	0.305752	2.119384	67.61666	166.0921	1.3	0.91	10.44375	112.9804
4/8/2013	10.67388	19.91984	4.693251	0.31849	2.095655	67.71553	168.6489	1.32	0.91	11.04794	111.0736
4/9/2013	10.76352	20.78592	4.770506	0.32053	2.190551	70.48345	169.8782	1.36	0.96	11.35003	115.2686
4/10/2013	10.76352	20.78592	4.770506	0.32053	2.190551	70.48345	169.8782	1.36	0.96	11.35003	115.2686
4/11/2013	10.98778	21.652	4.722221	0.314921	2.222188	71.17544	177.4993	1.29	0.95	11.52265	112.8851
4/12/2013	10.76352	21.41579	4.664279	0.313391	2.190551	70.48345	175.0409	1.28	0.93	11.35003	114.3152
4/15/2013	10.58416	21.14022	4.567711	0.324099	2.20637	69.19835	169.1406	1.25	0.919	11.22056	110.8829
4/16/2013	10.76352	21.652	4.702907	0.323589	2.19846	70.38458	176.0243	1.26	0.91	11.60897	112.5037
4/17/2013	10.49443	21.41579	4.587025	0.31849	2.18265	69.39605	176.9093	1.24	0.9	11.39318	110.3585
4/18/2013	10.53934	21.29769	4.567711	0.31849	2.166831	69.64318	177.696	1.21	0.895	11.39318	108.9284
4/19/2013	10.53934	21.29769	4.567711	0.31849	2.166831	69.64318	177.696	1.21	0.895	11.39318	108.9284
4/22/2013	10.53934	21.29769	4.567711	0.31849	2.166831	69.64318	177.696	1.21	0.895	11.39318	108.9284
4/23/2013	11.21205	22.67555	4.78982	0.331228	2.356621	77.10672	182.9079	1.27	0.925	11.4795	109.3574
4/24/2013	11.21205	22.24251	4.828447	0.330718	2.419888	78.54011	186.8414	1.26	0.932	11.91106	109.1667
4/25/2013	11.70531	22.91175	4.915359	0.333778	2.522692	78.8861	190.4799	1.29	0.955	12.29946	110.5969
4/26/2013	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
4/29/2013	11.70531	22.91175	4.915359	0.333778	2.522692	78.8861	190.4799	1.29	0.955	12.29946	110.5969
4/30/2013	12.24357	23.62036	5.002271	0.369452	2.665044	86.15176	201.3953	1.27	0.93	12.5584	115.364
5/2/2013	11.92957	24.1715	5.050556	0.370982	2.649225	87.78568	193.3316	1.29	0.919	12.68786	115.364
5/3/2013	12.0193	23.77783	5.040899	0.366903	2.767848	88.37982	198.5927	1.3	0.94	12.77418	119.1777
5/6/2013	12.10902	24.40771	5.108379	0.360274	2.862744	89.22153	197.5601	1.35	1.03	12.5584	121.2752
5/7/2013	12.37811	24.36834	5.234393	0.365883	2.846934	91.10301	201.592	1.48	1.12	12.81733	129.6653
5/8/2013	12.46774	24.40771	5.224698	0.366903	2.823205	90.60789	204.5422	1.44	1.05	12.9468	124.8982
5/9/2013	12.46774	24.40771	5.224698	0.366903	2.823205	90.60789	204.5422	1.44	1.05	12.9468	124.8982
5/10/2013	11.16714	22.83301	4.807886	0.338367	2.593868	83.72565	192.5449	1.24	1.05	11.91106	111.5026
5/13/2013	10.76352	21.69136	4.720645	0.31849	2.435706	80.01221	185.3663	1.26	0.93	11.4795	109.5004
5/14/2013	10.7187	21.33706	4.681872	0.32002	2.451525	77.43755	184.8746	1.24	0.975	11.09109	101.0627
5/15/2013	11.48113	22.67555	4.924205	0.331228	2.593868	82.19075	192.6925	1.27	1.04	11.78159	113.4571

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

5/16/2013	11.48113	22.67555	4.924205	0.331228	2.593868	82.19075	192.6925	1.27	1.04	11.78159	113.4571
5/17/2013	11.30178	22.43934	4.856352	0.315941	2.522692	80.95295	190.3815	1.21	0.99	11.65212	118.7009
5/20/2013	11.25687	22.63618	4.817579	0.311871	2.530602	82.48784	188.1163	1.18	0.95	11.78159	116.2697
5/21/2013	10.98778	22.04567	4.807886	0.306772	2.514792	80.90343	184.1766	1.16	0.93	11.65212	118.8916
5/22/2013	10.98778	22.04567	4.807886	0.306772	2.514792	80.90343	184.1766	1.16	0.93	11.65212	118.8916
5/23/2013	10.31508	21.25832	4.720645	0.313391	2.483154	77.2395	181.2219	1.18	0.979	11.04794	116.3174
5/24/2013	10.09081	20.94338	4.710953	0.305242	2.467335	77.28902	179.2521	1.14	0.97	10.91847	113.4571
5/27/2013	10.31508	21.652	4.740033	0.308302	2.491064	77.83366	181.2219	1.16	0.965	11.22056	109.3574
5/28/2013	9.956267	20.54971	4.604326	0.300143	2.459435	74.26876	176.2975	1.11	0.92	10.70269	108.69
5/29/2013	9.956267	20.54971	4.604326	0.300143	2.459435	74.26876	176.2975	1.11	0.92	10.70269	108.69
5/30/2013	9.956267	20.54971	4.604326	0.300143	2.459435	74.26876	176.2975	1.11	0.92	10.70269	108.69
5/31/2013	10.44962	20.47098	4.584939	0.309831	2.55433	74.12022	177.1838	1.15	0.959	10.91847	116.3174
6/3/2013	10.31508	20.58908	4.575246	0.306772	2.506882	75.01145	176.7899	1.15	0.956	10.91847	116.3174
6/4/2013	10.27026	20.70718	4.546166	0.304732	2.404078	72.78338	174.2292	1.13	0.935	10.91847	114.8873
6/5/2013	10.27026	20.70718	4.546166	0.304732	2.404078	72.78338	174.2292	1.13	0.935	10.91847	114.8873
6/6/2013	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
6/7/2013	10.04599	20.94338	4.61402	0.298104	2.419888	68.8224	173.3427	1.11	0.915	11.04794	119.9404
6/10/2013	10.04599	20.94338	4.61402	0.298104	2.419888	68.8224	173.3427	1.11	0.915	11.04794	119.9404
6/11/2013	10.09081	20.54971	4.458926	0.287915	2.356621	66.24773	168.4182	1.05	0.895	11.13425	115.8407
6/12/2013	10.09081	20.54971	4.458926	0.287915	2.356621	66.24773	168.4182	1.05	0.895	11.13425	115.8407
6/13/2013	10.09081	20.54971	4.458926	0.287915	2.356621	66.24773	168.4182	1.05	0.895	11.13425	115.8407
6/14/2013	9.597457	18.89629	4.303833	0.269568	2.293364	63.376	160.539	1	0.865	10.44375	113.4571
6/17/2013	9.23874	18.30578	4.061501	0.252241	2.245907	61.39551	159.3079	0.98	0.809	10.27113	111.5503
6/18/2013	9.283558	17.71527	4.032421	0.229314	2.166831	59.71208	159.0617	0.958	0.82	10.0985	110.1202
6/19/2013	9.283558	18.10894	4.051806	0.242052	2.135194	59.01891	161.7701	0.965	0.823	10.0985	110.5969
6/24/2013	9.149016	17.95147	3.97426	0.242052	2.127293	54.76083	158.0767	0.99	0.85	9.796413	110.8352
6/25/2013	8.969622	18.38452	3.925794	0.243072	2.135194	55.45401	158.126	1.01	0.827	9.666945	109.1667
6/26/2013	8.826107	17.95147	3.867634	0.241542	2.079837	53.86961	152.6598	0.98	0.81	9.451164	109.8341
6/27/2013	8.700538	18.62072	3.809474	0.236953	2.032389	52.92887	152.7582	0.995	0.78	9.580632	106.3065

6/28/2013	8.655684	18.42388	3.877327	0.249701	2.119384	52.48326	156.5994	0.995	0.77	9.494322	109.1667
7/1/2013	8.879923	18.66008	4.09058	0.259889	2.17474	51.29496	154.2356	1.04	0.795	9.537477	109.6434
7/2/2013	8.790225	17.95147	3.993647	0.252241	2.151012	48.96787	167.4333	0.99	0.77	9.408008	109.9295
7/3/2013	8.879923	17.95147	4.129355	0.248171	2.151012	50.00763	163.1983	0.985	0.771	9.666945	111.5503
7/4/2013	8.969622	18.42388	4.206901	0.249701	2.222188	50.79983	167.3841	1.01	0.8	9.92588	115.8407
7/5/2013	9.059319	17.95147	4.187513	0.249191	2.17474	48.47274	169.4031	1	0.8	10.14166	112.5037
7/8/2013	9.328373	18.38452	4.245673	0.252241	2.190551	49.01738	175.805	1.04	0.785	10.18482	115.364
7/10/2013	9.597457	18.06958	4.255367	0.25428	2.17474	49.51251	173.6875	1.05	0.775	9.969036	115.8407
7/11/2013	9.687183	18.89629	4.29414	0.261419	2.309174	54.16668	177.2824	1.11	0.789	10.27113	118.0336
7/12/2013	9.776908	19.21123	4.197207	0.262439	2.293364	53.4735	176.7899	1.1	0.782	10.27113	120.1311
7/15/2013	10.18053	20.43161	4.29414	0.259889	2.348721	56.29572	180.237	1.11	0.794	10.789	126.6144
7/16/2013	10.13563	20.86465	4.3523	0.25887	2.340811	56.24621	182.9455	1.13	0.814	10.74585	131.0954
7/17/2013	10.18053	21.21896	4.3523	0.25632	2.411978	59.51403	185.1615	1.1	0.792	11.13425	139.4856
7/18/2013	10.04599	20.94338	4.29414	0.247661	2.332902	57.92963	182.2068	1.05	0.765	10.789	133.0022
7/19/2013	9.866541	21.10085	4.284447	0.247151	2.37244	58.02865	181.7144	1.08	0.78	10.789	136.3392
7/22/2013	9.866541	21.45516	4.361993	0.244602	2.396168	59.86062	182.6993	1.07	0.78	10.96162	135.0998
7/23/2013	10.31508	21.41579	4.478313	0.239503	2.37244	60.40525	183.0932	1.07	0.77	11.00478	135.0998
7/24/2013	10.4048	21.33706	4.55586	0.245622	2.348721	59.41501	181.7144	1.09	0.78	11.30687	134.9091
7/25/2013	10.31508	21.41579	4.488007	0.249701	2.293364	60.30623	181.4682	1.08	0.77	11.04794	130.6187
7/26/2013	10.22535	21.49453	4.488007	0.249701	2.293364	60.30623	181.7144	1.1	0.79	10.96162	127.3771
7/29/2013	10.04599	21.25832	4.449233	0.249191	2.293364	58.62281	179.4984	1.06	0.772	10.87531	125.4703
7/30/2013	9.732	21.14022	4.38138	0.25479	2.261726	56.14718	183.438	1.03	0.75	10.789	122.0379
7/31/2013	9.776908	21.14022	4.303833	0.25479	2.19846	56.29572	180.631	1.08	0.785	10.789	128.7119
8/1/2013	10.31508	21.25832	4.507393	0.250721	2.230097	58.32573	184.1766	1.08	0.795	11.22056	131.5721
8/2/2013	10.44962	22.04567	4.478313	0.249701	2.285455	58.87037	183.1917	1.09	0.835	11.22056	133.0022
8/5/2013	10.35989	22.08504	4.458926	0.245622	2.261726	57.88012	184.6691	1.09	0.864	11.4795	134.3847
8/6/2013	10.31508	22.75428	4.458926	0.242562	2.261726	56.93938	185.654	1.09	0.855	11.56581	133.479
8/7/2013	10.67388	23.85656	4.662486	0.244602	2.324992	57.13743	191.1695	1.1	0.864	11.91106	131.8105
8/8/2013	10.53934	23.85656	4.681872	0.244602	2.332902	59.51403	195.503	1.07	0.845	11.99737	134.4324

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

8/9/2013	10.76352	23.6991	4.70126	0.248171	2.443616	60.70233	196.4879	1.09	0.855	12.60155	133.479
8/12/2013	10.94297	24.2896	4.875739	0.251731	2.498973	59.71208	195.7985	1.15	0.878	12.60155	135.0045
8/13/2013	11.75022	26.06113	5.176232	0.261419	2.506882	59.41501	197.0788	1.18	0.88	13.24889	135.8625
8/14/2013	12.82655	26.92721	5.602739	0.261929	2.530602	60.10818	195.0106	1.28	0.91	14.06886	136.816
8/15/2013	12.46774	26.61227	5.612432	0.246641	2.443616	62.88088	193.287	1.25	0.895	13.89623	138.2461
8/16/2013	12.15384	26.69101	5.476725	0.247151	2.411978	61.29648	193.0408	1.22	0.87	13.80992	137.2927
8/20/2013	12.60228	26.17923	5.738445	0.243072	2.435706	59.21696	193.0408	1.23	0.89	14.41411	136.3392
8/21/2013	12.91627	26.17923	5.767525	0.237463	2.467335	58.32573	191.5141	1.21	0.885	14.93198	133.8604
8/22/2013	13.3199	26.29733	5.883844	0.234413	2.570149	61.89063	194.8136	1.23	0.879	14.93198	139.8669
8/23/2013	13.27508	25.90366	5.699671	0.244602	2.562239	62.88088	195.0106	1.27	0.89	14.67304	137.115
8/26/2013	13.09563	25.66746	5.573658	0.244602	2.530602	61.89063	193.09	1.32	0.95	14.32779	139.2245
8/27/2013	12.55747	25.66746	5.515498	0.244092	2.443616	60.90038	192.0559	1.28	0.935	13.80992	139.9916
8/28/2013	12.69201	25.82493	5.670591	0.25479	2.483154	61.39551	195.7	1.3	0.967	14.37095	142.149
8/29/2013	12.60228	26.29733	5.689978	0.259379	2.435706	60.30623	192.1544	1.32	0.963	14.11201	142.8681
8/30/2013	12.73683	26.13987	5.748137	0.25734	2.522692	60.00915	191.8096	1.32	0.94	14.11201	142.8681
9/2/2013	12.82655	26.61227	5.709364	0.268038	2.601777	61.69258	192.0559	1.37	0.948	14.15517	141.9093
9/3/2013	13.006	26.84847	5.912924	0.278746	2.633406	60.94989	195.503	1.38	0.964	14.50042	147.6623
9/4/2013	13.006	26.92721	5.93231	0.272627	2.625505	61.7916	195.503	1.36	0.956	14.67304	151.7374
9/5/2013	13.58898	27.39961	6.203724	0.285366	2.585959	64.21771	195.9955	1.38	1.01	15.23407	152.1689
9/6/2013	13.6338	26.76974	6.358817	0.285366	2.585959	64.11868	195.0106	1.38	1.05	15.36354	152.7442
9/9/2013	14.97931	27.63582	6.930722	0.284856	2.633406	67.18848	202.1019	1.42	1.15	16.05403	157.1549
9/10/2013	16.235	28.54127	7.279683	0.293014	2.704582	67.83214	206.3369	1.5	1.17	16.91715	159.7438
9/11/2013	16.41445	29.13178	7.357229	0.293014	2.688763	68.4758	208.7992	1.5	1.16	16.39928	160.1273
9/12/2013	15.65202	27.16342	7.134282	0.284856	2.570149	66.84188	208.7992	1.46	1.17	16.05403	159.1685
9/13/2013	16.36954	28.5019	7.337842	0.287915	2.570149	70.01067	211.36	1.47	1.16	16.39928	159.1685
9/16/2013	17.49078	28.85621	7.657722	0.285875	2.625505	71.59509	216.6784	1.66	1.31	17.08978	162.045
9/17/2013	16.86289	28.89558	7.492935	0.278746	2.617596	70.80289	215.6935	1.74	1.33	16.65822	165.2092
9/18/2013	17.44587	28.73811	7.803121	0.279766	2.641316	74.0707	220.618	1.73	1.4	16.83084	167.7981
9/19/2013	17.71505	28.02949	7.900054	0.283326	2.649225	74.0707	225.5425	1.78	1.43	16.91715	169.9555

9/20/2013	17.2217	27.95076	7.909749	0.277726	2.759938	72.09021	220.1256	1.78	1.45	16.5719	174.1265
9/23/2013	17.71505	27.55709	8.336255	0.280276	2.815296	72.78338	215.1026	1.87	1.66	17.73711	184.0985
9/24/2013	17.2217	27.39961	8.278093	0.282816	2.767848	71.298	214.7086	1.85	1.63	17.21924	176.4277
9/25/2013	17.2217	27.39961	8.278093	0.282816	2.767848	71.298	214.7086	1.85	1.63	17.21924	176.4277
9/26/2013	18.02895	25.82493	8.442882	0.310851	2.696673	69.21848	213.2312	1.77	1.54	17.73711	181.7014
9/27/2013	17.49078	25.8643	8.278093	0.312881	2.696673	67.83214	203.8747	1.75	1.54	17.69396	174.9894
9/30/2013	17.67014	25.9824	8.239321	0.312881	2.633406	68.72336	207.8143	1.88	1.82	18.08237	172.832
10/1/2013	18.38776	26.06113	8.384721	0.31798	2.72831	69.91165	210.5228	2.01	1.94	18.68655	174.9894
10/2/2013	18.38776	26.06113	8.384721	0.31798	2.72831	69.91165	210.5228	2.01	1.94	18.68655	174.9894
10/3/2013	17.5356	25.43125	8.210241	0.315941	2.807386	71.00093	210.7198	1.93	1.86	18.94549	176.2839
10/4/2013	17.40106	24.95885	8.035762	0.313901	2.878562	71.19898	205.8445	1.84	1.86	18.3413	188.8927
10/7/2013	17.40106	24.95885	8.035762	0.313901	2.878562	71.19898	205.8445	1.84	1.86	18.3413	188.8927
10/8/2013	18.56712	25.74619	8.336255	0.312881	2.791576	70.70386	204.8596	2.07	2.04	18.55708	185.0573
10/9/2013	19.55382	25.19505	8.58828	0.32002	2.807386	69.7136	201.9049	2.12	2.18	18.55708	183.619
10/10/2013	20.36107	27.16342	9.150492	0.323079	2.846934	71.54557	207.8143	2.25	2.45	20.28332	187.9339
10/11/2013	21.39258	27.24215	9.276505	0.322569	2.862744	71.298	204.8596	2.35	2.69	20.54226	193.3034
10/15/2013	21.70648	27.55709	9.421906	0.31951	2.854834	70.75337	209.7841	2.32	2.72	20.88751	193.687
10/16/2013	22.42401	27.36025	9.266813	0.308302	2.815296	71.99117	212.2464	2.19	2.61	21.40538	197.0909
10/17/2013	23.09681	28.18697	9.363745	0.319	2.791576	72.28825	215.6935	2.35	2.91	22.70006	197.5223
10/18/2013	24.0386	28.73811	9.625465	0.326139	2.90229	71.298	215.595	2.44	3.04	23.52003	199.44
10/21/2013	25.02521	29.68292	10.22645	0.341426	2.941828	75.50658	216.5799	2.49	3.18	26.06623	204.2343
10/22/2013	23.94887	28.81684	10.03258	0.354165	3.036723	75.15999	222.0953	2.41	3.05	25.03048	195.6046
10/23/2013	21.88584	27.55709	9.596386	0.326139	2.886472	73.27851	216.1859	2.14	2.6	23.69264	191.194
10/24/2013	23.14162	28.5019	10.27492	0.371492	3.044633	72.78338	222.9818	2.28	2.87	24.59892	199.2482
10/25/2013	22.42401	27.55709	9.790252	0.38525	2.973458	74.46681	221.5044	2.2	2.76	22.52743	196.5635
10/28/2013	21.39258	27.36025	9.247426	0.393399	3.147438	79.91319	219.6331	2.11	2.52	21.31907	198.9606
10/29/2013	19.91254	27.16342	8.384721	0.372002	3.139528	78.52683	216.7769	1.95	2.1	20.28332	192.7281
10/30/2013	20.94405	27.24215	8.568893	0.373522	3.115809	79.71513	214.7086	1.94	2.24	20.45594	187.4544
10/31/2013	20.00226	28.1476	8.559199	0.363843	3.036723	78.52683	211.7539	1.9	2.23	20.1107	185.5367

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

11/1/2013	19.28464	29.13178	8.394414	0.353145	2.949738	76.54634	209.2917	1.88	2.3	20.02439	177.3866
11/4/2013	19.32955	29.60418	8.530121	0.364353	3.005095	78.72488	213.7237	1.98	2.45	20.41279	178.3454
11/5/2013	20.98896	31.10014	9.441291	0.38117	3.068362	78.62587	217.1708	2.07	2.69	22.44112	190.331
11/7/2013	19.73318	29.05305	8.869387	0.366903	3.028814	76.74439	207.8143	1.95	2.56	20.93066	193.2075
11/8/2013	19.50891	28.77747	8.840305	0.364353	3.044633	74.76389	208.2575	1.92	2.61	21.36222	196.0841
11/11/2013	20.04707	29.01368	9.063253	0.374542	3.005095	76.24926	207.8143	1.97	2.57	20.88751	207.3026
11/12/2013	19.46409	27.83266	8.704599	0.375561	2.973458	74.16974	204.6626	1.88	2.51	19.85176	207.0629
11/13/2013	19.50891	27.32088	8.753067	0.373021	2.92601	75.40756	203.3822	1.81	2.42	20.06754	204.7137
11/14/2013	20.98896	28.3838	9.383132	0.389829	3.020905	77.18999	203.8254	1.96	2.67	21.01698	212.8639
11/15/2013	21.84102	28.85621	9.654546	0.388309	3.051036	77.73463	205.8445	2.01	2.72	21.40538	219.5758
11/18/2013	20.98896	29.68292	9.324972	0.396968	3.027205	79.91319	206.5639	1.93	2.61	20.4991	223.3632
11/19/2013	19.19501	28.02949	8.627052	0.369452	2.796787	77.88318	198.0885	1.79	2.43	20.06754	201.3577
11/20/2013	20.18161	28.73811	9.169878	0.378111	2.995419	75.06096	198.0885	1.87	2.61	21.01698	211.6653
11/21/2013	20.36107	28.18697	9.11172	0.374542	2.995419	76.74439	197.103	1.94	2.77	21.14644	214.7816
11/22/2013	21.07859	29.80102	9.421906	0.366903	3.027205	76.74439	198.5812	2.13	2.93	21.96641	222.9317
11/26/2013	23.14162	26.57291	10.37185	0.367922	2.939801	71.00093	190.8942	2.34	3.49	23.30424	248.3412
11/27/2013	22.42401	25.9824	10.32338	0.374542	2.900076	66.84188	186.0652	2.24	3.36	22.09588	246.1838
11/28/2013	22.24465	25.9824	10.32338	0.392379	3.090761	68.57482	188.2334	2.36	3.55	22.78637	253.6148
11/29/2013	22.78282	27.24215	10.37185	0.406137	3.138441	68.62434	189.2188	2.28	3.48	23.04531	239.5198
12/2/2013	21.97556	25.78556	10.12952	0.401557	3.098708	59.41501	185.2768	2.14	3.32	22.61375	241.6292
12/3/2013	20.94405	24.88011	9.499452	0.389829	3.058983	59.41501	181.5811	2.03	3.06	21.14644	227.2466
12/4/2013	20.09198	24.91948	9.66424	0.394418	3.003365	59.51403	181.6304	2.02	2.99	20.28332	232.4723
12/5/2013	19.95744	25.31316	9.460679	0.410216	3.003365	60.90038	183.6015	2.03	2.99	20.06754	232.5202
12/6/2013	19.55382	25.07695	9.450986	0.410216	2.963641	59.41501	184.2913	2.06	3.16	20.45594	236.1159
12/9/2013	19.55382	24.76201	9.344358	0.419895	2.987472	59.26647	184.2913	2.08	3.15	20.54226	237.7939
12/10/2013	19.01556	24.40771	9.189265	0.417355	2.955694	58.12768	179.8565	1.96	3	20.58541	232.5202
12/11/2013	18.20831	23.77783	9.1408	0.419385	2.915969	56.54328	177.8854	1.97	3.05	20.36963	236.835
12/12/2013	18.47739	24.2896	9.22804	0.420914	2.900076	57.43451	180.3492	1.95	3.05	20.1107	236.3556
12/13/2013	18.47739	24.84075	9.189265	0.424484	2.884183	59.31599	180.3492	1.94	3.07	19.76545	238.7527

12/16/2013	18.97074	24.72265	9.402519	0.433152	2.955694	59.11793	184.784	2.01	3	19.76545	256.9708
12/17/2013	19.68836	24.95885	9.741786	0.453529	2.939801	57.43451	179.3637	1.99	2.86	20.54226	265.121
12/18/2013	19.23982	24.56517	9.567304	0.467287	2.939801	59.06842	180.3492	1.92	2.71	20.1107	267.5181
12/19/2013	19.46409	24.32897	9.208652	0.483595	2.955694	58.91988	184.784	1.84	2.3	19.24757	269.4358
12/20/2013	18.8362	23.21453	8.956626	0.483085	3.019258	56.93938	180.497	1.83	2.46	18.55708	266.5593
12/23/2013	18.88101	24.59926	9.11172	0.493283	2.971587	57.43451	179.3637	1.77	2.5	18.72971	276.1477
12/26/2013	18.16349	24.27343	8.656134	0.484104	2.908023	56.69182	184.242	1.81	2.45	18.72971	273.2712
12/27/2013	18.29803	25.16943	9.014786	0.476465	2.963641	60.35575	190.5986	1.9	2.28	18.77286	278.0654
12/30/2013	18.25321	25.25089	9.043865	0.466267	2.987472	60.90038	190.6971	1.89	2.19	17.95289	281.9008
1/2/2014	17.93922	23.86616	8.675519	0.452509	2.939801	59.41501	189.7116	1.9	2.32	18.3413	278.0654
1/3/2014	17.89441	23.37744	8.723986	0.476465	2.884183	57.92963	192.1754	1.99	2.65	17.86659	278.0654
1/6/2014	17.40106	22.80725	8.433187	0.496843	2.820618	58.42476	187.2478	1.95	2.93	17.2624	278.0654
1/7/2014	18.02895	24.76216	8.675519	0.570741	2.828565	58.42476	187.7406	1.9	2.65	17.86659	284.2979
1/8/2014	18.47739	25.00653	8.791841	0.596217	2.765	57.43451	187.2478	1.91	2.7	18.12552	284.3458
1/9/2014	18.34285	24.63998	8.597974	0.57583	2.828565	57.92963	195.1319	1.9	2.65	18.03921	282.8597
1/10/2014	18.47739	25.00653	8.859694	0.601316	2.765	59.61306	202.0305	1.9	2.82	18.16868	292.4481
1/13/2014	18.79138	26.71707	8.801533	0.606405	2.780894	59.61306	204.6914	1.94	2.86	18.55708	298.8724
1/14/2014	18.8362	27.2058	8.694906	0.606405	2.812672	59.41501	208.8799	1.91	2.83	18.38446	295.2767
1/15/2014	19.28464	28.42762	8.956626	0.601316	2.868289	62.18771	212.7726	1.96	2.81	18.90233	298.6806
1/16/2014	20.36107	28.79416	9.160185	0.596217	2.979525	63.376	220.2625	2.02	2.87	19.98123	307.7896
1/17/2014	20.94405	29.52725	9.373439	0.616603	3.019258	63.27698	220.2625	2.05	2.74	20.19701	305.872
1/20/2014	21.79621	28.50907	9.644851	0.601316	3.019258	62.88088	221.4945	2.07	2.78	20.88751	316.4193
1/21/2014	21.07859	29.32361	9.538225	0.596217	3.058983	62.03917	221.2481	2.02	2.7	20.71488	302.9954
1/22/2014	21.34767	29.56798	9.596386	0.580929	3.058983	63.87113	232.5815	2.05	2.7	21.14644	295.804
1/23/2014	20.18161	28.91634	9.05356	0.540165	3.297348	65.3565	249.828	1.92	2.58	19.59283	268.477
1/24/2014	18.92592	27.28725	8.365334	0.519779	3.456255	63.17796	236.5236	1.84	2.63	18.55708	250.2589
1/27/2014	20.80951	26.06544	9.160185	0.497352	3.352966	61.39551	236.0308	1.76	2.57	19.16126	267.5181
1/28/2014	21.52712	27.61307	9.014786	0.504491	3.41653	62.58381	234.5526	1.79	2.65	18.68655	271.3535
1/29/2014	20.98896	27.28725	8.772452	0.499392	3.480086	62.63332	244.4077	1.82	2.73	18.25499	256.9708

1/30/2014	21.07859	28.91634	8.946933	0.507041	3.575437	63.7721	256.7266	1.93	2.82	18.55708	266.0799
1/31/2014	21.61676	29.77161	9.169878	0.519779	3.758175	68.32726	264.118	1.99	2.87	19.59283	260.3267
2/3/2014	20.4507	29.97525	8.917852	0.555453	3.789962	67.23798	269.0455	2.11	3.08	18.98864	267.9016
2/4/2014	20.63015	31.27852	9.208652	0.550354	3.718451	67.33701	265.6455	2.13	3.08	18.42761	280.4625
2/5/2014	20.18161	29.8938	8.840305	0.529967	3.49598	64.16821	253.6715	2.04	3.16	17.86659	269.4358
2/6/2014	20.4507	29.07925	8.849998	0.524878	3.424468	64.86137	255.2483	2	3.07	17.52134	267.5181
2/7/2014	19.46409	27.12434	8.627052	0.504491	3.305295	60.70233	238.5932	1.89	2.9	17.04662	251.1218
2/10/2014	18.92592	26.06544	8.384721	0.479015	3.201997	59.31599	238.0018	1.79	2.72	16.83084	239.7116
2/11/2014	18.92592	27.53161	8.723986	0.494302	3.337073	62.68283	246.9208	1.86	2.88	17.30556	254.0942
2/12/2014	20.80951	27.77597	9.305586	0.51468	3.607215	62.23722	248.8425	1.95	2.97	18.29815	272.3123
2/13/2014	21.30286	28.63125	9.509145	0.51468	3.559544	61.89063	249.1875	1.9	2.96	18.90233	279.5037
2/14/2014	22.64827	29.48653	10.03258	0.519779	3.464202	60.90038	244.4077	2.06	3.19	20.36963	277.1066
2/17/2014	22.11011	29.24216	10.17798	0.535066	3.488033	60.40525	241.2048	2.2	3.41	20.36963	283.435
2/18/2014	22.11011	29.07925	10.03258	0.529967	3.488033	59.31599	242.1903	2.17	3.29	20.24017	280.942
2/19/2014	21.97556	29.07925	9.838717	0.51468	3.440362	59.06842	230.6105	2.1	3.13	19.67914	279.9831
2/20/2014	22.15492	29.32361	9.741786	0.519779	3.36885	59.31599	229.1322	2.1	3.3	20.02439	277.0586
2/21/2014	22.24465	28.91634	9.518838	0.504491	3.337073	58.91988	220.7553	2.13	3.36	20.02439	279.9831
2/24/2014	22.33438	28.42762	9.790252	0.502961	3.345019	60.30623	219.2771	2.16	3.4	20.71488	284.7774
2/25/2014	21.79621	27.77597	9.615772	0.50959	3.233783	58.87037	216.7147	2.1	3.3	20.36963	276.1477
2/26/2014	21.52712	28.34616	9.615772	0.545255	3.265561	56.93938	214.9408	2.06	3.2	20.36963	274.23
2/27/2014	21.52712	28.34616	9.615772	0.545255	3.265561	56.93938	214.9408	2.06	3.2	20.36963	274.23
2/28/2014	21.52712	27.49089	9.790252	0.524878	3.138441	56.6423	212.8712	2.06	3.35	20.28332	263.5389
3/3/2014	21.52712	27.49089	9.790252	0.524878	3.138441	56.6423	212.8712	2.06	3.35	20.28332	263.5389
3/4/2014	21.52712	27.49089	9.790252	0.524878	3.138441	56.6423	212.8712	2.06	3.35	20.28332	263.5389
3/5/2014	21.88584	27.28725	9.935652	0.519779	3.138441	55.45401	213.8567	1.98	3.23	20.54226	264.6415
3/6/2014	23.32098	27.28725	10.42032	0.519779	3.146379	56.93938	214.8422	2.05	3.31	21.49169	275.6683
3/7/2014	23.32098	27.93889	10.27492	0.519779	3.114601	55.15693	211.3929	2.04	3.32	21.96641	275.6683
3/10/2014	22.42401	27.69452	10.08105	0.504491	3.04309	54.46375	211.8857	1.99	3.22	21.578	276.1477
3/11/2014	21.79621	27.69452	9.887183	0.491753	3.058983	54.46375	214.8422	1.99	3.18	20.71488	279.9831

3/12/2014	21.25804	26.92071	9.790252	0.481555	3.098708	55.0579	211.8857	1.98	3.15	20.45594	279.9831
3/13/2014	20.98896	27.04289	9.644851	0.477995	3.011312	54.06766	210.4074	1.97	3.29	20.19701	270.3946
3/14/2014	21.70648	26.55416	10.08105	0.473916	3.035143	52.78033	211.8857	1.95	3.35	20.67173	275.6683
3/17/2014	21.97556	26.87998	10.08105	0.472386	3.058983	51.49301	211.3929	1.95	3.33	21.14644	279.5037
3/18/2014	22.69318	27.61307	10.66265	0.462707	3.058983	53.22594	212.8712	1.96	3.3	22.18218	286.5991
3/19/2014	22.15492	28.10179	10.51725	0.456079	3.082823	55.60255	213.8567	1.96	3.2	21.578	286.695
3/20/2014	22.15492	28.67198	10.75958	0.484104	3.122548	59.21696	215.8278	1.98	3.19	22.05272	289.5716
3/21/2014	22.96227	28.91634	11.14732	0.481555	3.178165	59.31599	216.8133	2.03	3.28	22.87268	298.6806
3/25/2014	23.32098	29.32361	11.48658	0.489203	3.162272	62.78186	221.2481	2.07	3.28	23.52003	297.7218
3/26/2014	22.96227	28.91634	11.29272	0.476975	3.122548	61.7916	217.306	2.16	3.34	22.87268	291.9687
3/27/2014	23.23135	28.38688	11.53505	0.479015	3.051036	63.87113	213.8567	2.26	3.52	22.87268	287.6539
3/28/2014	23.45552	29.16071	11.38965	0.473406	3.074876	63.87113	215.7785	2.2	3.5	23.08846	291.0098
3/31/2014	24.48704	30.34179	11.72892	0.478505	3.130495	64.16821	221.7409	2.28	3.58	23.90843	301.0777
4/1/2014	25.20466	30.05671	12.16511	0.489203	3.058983	64.86137	220.1641	2.34	3.6	24.51261	298.2012
4/3/2014	26.01191	29.20143	12.64978	0.489203	3.074876	64.0973	216.8133	2.44	3.69	25.03048	296.0438
4/4/2014	26.01191	28.50907	12.31051	0.491753	3.082823	64.0973	211.8857	2.46	3.62	25.03048	287.1744
4/7/2014	26.55007	28.10179	12.50438	0.499392	3.194059	67.89124	211.3929	2.43	3.8	25.85045	284.7774
4/8/2014	27.35732	28.10179	12.79518	0.489203	3.162272	66.89283	211.2944	2.56	3.9	26.41147	282.1405
4/9/2014	27.17797	28.50907	12.50438	0.486654	3.162272	65.39522	211.8857	2.54	4.07	26.32516	283.0994
4/10/2014	27.35732	29.97525	12.40745	0.494302	3.170219	64.89602	209.9147	2.61	4.04	26.41147	279.0243
4/11/2014	26.3258	30.09744	12.21358	0.51468	3.265561	66.89283	210.0133	2.54	3.96	26.23885	274.7094
4/14/2014	25.6531	30.13816	12.06818	0.504491	3.257615	65.19555	211.3437	2.5	3.94	25.97991	273.0794
4/15/2014	25.47374	29.52725	12.01972	0.488694	3.186112	63.49826	210.9002	2.43	3.91	25.97991	270.0111
4/16/2014	25.83255	30.38252	12.35898	0.490733	3.162272	64.99587	214.3495	2.49	4.05	26.15254	279.9831
4/17/2014	25.83255	30.38252	12.35898	0.490733	3.162272	64.99587	214.3495	2.49	4.05	26.15254	279.9831
4/18/2014	25.83255	30.38252	12.35898	0.490733	3.162272	64.99587	214.3495	2.49	4.05	26.15254	279.9831
4/21/2014	25.69801	30.46398	12.40745	0.489203	3.130495	66.89283	212.8712	2.53	4.1	25.80729	274.7094
4/22/2014	27.08824	30.91198	12.84365	0.501942	3.138441	65.89442	213.364	2.62	4.35	26.49779	281.9008
4/23/2014	27.98521	31.19707	13.03751	0.491753	3.178165	66.14403	212.3785	2.8	4.52	27.18828	278.0654

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

4/24/2014	27.98521	30.70834	13.13445	0.491753	3.170219	66.0941	214.448	2.79	4.74	26.92934	278.3051
4/25/2014	26.81916	30.66762	12.69825	0.481555	3.106654	65.0957	215.8278	2.78	4.45	25.46204	265.6005
4/28/2014	26.90888	33.39634	12.94058	0.484104	3.146379	68.88963	223.7119	3.01	4.7	25.8936	268.7166
4/29/2014	27.53677	32.58179	12.89211	0.484104	3.178165	70.13763	226.6684	2.95	4.6	26.06623	274.7094
4/30/2014	28.38884	32.58179	12.89211	0.484104	3.186112	69.0893	216.222	2.92	4.68	25.63467	272.5042
5/2/2014	28.38884	32.58179	12.89211	0.484104	3.186112	69.0893	216.222	2.92	4.68	25.63467	272.5042
5/5/2014	29.51008	33.76289	12.89211	0.479015	3.186112	70.98627	215.335	3.02	4.93	26.67041	277.3942
5/6/2014	28.52338	33.31488	12.74672	0.473406	3.162272	74.38084	214.3495	2.97	4.97	26.32516	266.5593
5/7/2014	28.70283	34.21088	12.98905	0.470856	3.21789	74.18115	214.3495	2.91	4.98	26.75672	286.695
5/8/2014	27.98521	32.33743	12.50438	0.468307	3.178165	72.03458	214.3495	2.8	4.9	25.8936	293.407
5/9/2014	28.2543	32.33743	12.64978	0.481045	3.201997	71.93474	211.4915	2.93	4.84	26.41147	290.5304
5/12/2014	28.11976	32.17452	12.40745	0.471366	3.138441	73.63203	212.477	2.9	5	25.46204	293.407
5/13/2014	27.71613	32.17452	12.31051	0.471366	3.130495	74.88004	212.5756	3.02	5.12	25.63467	288.6127
5/14/2014	27.67131	32.17452	12.26205	0.471366	3.114601	76.07811	218.7843	3.02	5	25.85045	292.9276
5/15/2014	26.99861	31.6858	12.01972	0.462198	3.170219	75.87843	215.8278	2.9	4.65	25.54835	294.3658
5/16/2014	27.35732	31.88943	12.60131	0.473406	3.209943	77.37603	218.6857	2.9	4.6	26.23885	291.4893
5/19/2014	28.52338	34.04797	13.08598	0.486654	3.21789	80.87043	227.9622	3.01	4.75	27.61984	306.639
5/20/2014	28.97192	34.86252	13.30911	0.489203	3.194059	79.87203	229.4424	3	4.98	27.79247	308.2691
5/21/2014	29.15127	35.18834	13.26054	0.495823	3.178165	80.87043	228.949	3.29	5.11	28.0514	299.16
5/22/2014	29.15127	36.08434	13.35768	0.560543	3.194059	80.47108	231.4161	3.44	5.05	28.39665	302.9954
5/23/2014	29.8688	38.2836	13.26054	0.545255	3.265561	80.37123	234.8701	3.4	5.14	28.0514	312.5839
5/26/2014	29.42036	38.20216	13.30911	0.57583	3.345019	81.36963	235.7582	3.47	5.17	28.09456	319.3917
5/27/2014	29.8688	37.87634	13.30911	0.570741	3.337073	81.36963	245.7254	3.58	5.17	28.31034	314.4057
5/28/2014	30.27251	37.55052	13.35768	0.596217	3.337073	82.36803	245.6267	3.75	5.2	28.39665	319.2958
5/29/2014	30.76577	39.09815	14.03771	0.596217	3.352966	79.82211	244.8373	3.92	5.4	29.60502	319.2958
5/30/2014	30.94522	38.36506	14.18343	0.57583	3.297348	76.67715	240.7912	3.89	5.36	29.64818	311.2415
6/2/2014	30.18279	37.79488	14.03771	0.570741	3.21789	74.08131	237.7319	3.84	5.38	29.60502	319.2958
6/3/2014	31.39366	37.87634	14.37773	0.555453	3.297348	74.18115	236.8438	3.82	5.47	30.85654	313.5427
6/4/2014	31.30403	37.87634	14.66917	0.550354	3.225837	72.18434	233.8833	3.75	5.5	30.94285	315.5564

6/5/2014	32.73908	38.88351	15.10633	0.565642	3.273508	71.98467	237.8306	3.88	5.7	32.28069	312.1045
6/6/2014	32.29064	39.6265	14.86346	0.565642	3.249677	77.87523	240.7912	3.96	5.91	32.02176	311.9127
6/9/2014	34.93665	40.45205	15.68921	0.57583	3.297348	80.0717	247.2057	4.12	6.72	34.17955	326.0077
6/10/2014	35.02638	39.04861	15.39777	0.57583	3.265561	79.52259	236.8438	3.88	6.36	33.96378	335.5962
6/11/2014	33.18761	37.89285	14.37773	0.57583	3.36885	82.31809	237.8306	3.94	6.29	31.41757	339.3357
6/12/2014	33.90514	37.64518	14.28058	0.57583	3.472148	81.56931	240.051	3.89	6.35	30.72707	335.5962
6/13/2014	33.63606	37.56262	14.28058	0.570741	3.49598	82.5677	236.8438	3.97	6.35	30.2092	332.2402
6/16/2014	30.27251	33.76508	12.72623	0.504491	3.194059	80.47108	234.8701	3.56	5.05	27.61984	290.5304
6/17/2014	30.76577	34.67319	13.11482	0.51468	3.209943	82.16835	244.7386	3.74	5.43	28.91452	307.3102
6/18/2014	32.69426	35.49875	13.60055	0.535066	3.281455	84.26499	241.778	3.81	5.6	29.08715	324.09
6/19/2014	30.49669	34.54936	12.67766	0.50959	3.098708	80.57092	236.8438	3.67	5.03	27.18828	312.5839
6/23/2014	34.98156	37.9754	14.66917	0.535066	3.289401	78.87363	231.6135	4	5.85	32.15123	342.3081
6/24/2014	34.4434	39.42012	14.52344	0.524878	3.297348	76.87683	231.9095	3.89	6	31.24495	336.603
6/25/2014	34.71239	40.03928	14.86346	0.540165	3.305295	74.68035	230.9227	3.9	6.07	32.53962	337.0345
6/26/2014	35.69909	40.24567	14.37773	0.519779	3.178165	74.88004	231.3174	3.84	5.76	32.37995	326.9666
6/27/2014	36.01308	39.6265	14.47487	0.529967	3.257615	75.37924	238.8175	3.89	5.96	32.55737	324.8571
6/30/2014	35.16092	39.13117	14.32915	0.529967	3.249677	74.7802	235.3635	3.93	6.24	32.8235	319.2958
7/1/2014	36.32698	39.54395	14.81489	0.545255	3.313232	73.98147	234.3766	4.04	6.71	33.26706	326.0077
7/2/2014	36.55125	39.79161	14.81489	0.545255	3.337073	73.38243	234.8701	4.13	6.83	34.86388	332.7197
7/3/2014	37.54354	39.21373	14.76631	0.545255	3.360912	74.38084	238.0773	4.07	6.65	34.33161	331.6649
7/4/2014	37.54354	39.13117	14.71774	0.540165	3.360912	75.12963	240.8898	4.03	6.6	34.42032	332.3673
7/7/2014	37.72314	39.21373	14.96061	0.540165	3.337073	73.18275	238.8175	3.99	6.77	34.77517	331.7419
7/8/2014	38.39674	39.21373	15.34919	0.565642	3.432415	73.38243	234.8701	4.19	6.84	34.77517	343.2393
7/10/2014	41.31587	40.20439	16.22351	0.596217	3.488033	75.57891	228.2582	4.49	7.54	37.70267	362.2414
7/11/2014	41.76491	40.78228	16.41781	0.596217	3.432415	74.88004	232.8964	4.59	7.95	39.92048	362.7224
7/14/2014	41.80979	40.78228	16.27209	0.591118	3.432415	79.77219	227.4687	4.5	8.18	41.2068	363.6846
7/15/2014	40.10327	40.86483	15.64063	0.580929	3.432415	79.77219	225.495	4.4	7.93	38.32366	356.3724
7/16/2014	39.42965	40.61717	15.93207	0.565642	3.432415	80.32131	226.9753	4.25	7.48	37.83574	352.6201
7/17/2014	39.33991	39.21373	15.78635	0.550354	3.360912	79.87203	222.041	4	6.82	37.79139	346.3662

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

7/18/2014	41.45059	40.78228	16.17494	0.591118	3.424468	83.36643	222.041	4.24	7.42	39.47692	359.355
7/21/2014	39.42965	38.63585	15.54349	0.57583	3.313232	85.76259	219.0805	4.09	7.1	38.50108	351.1769
7/22/2014	39.42965	38.63585	15.54349	0.57583	3.313232	85.76259	219.0805	4.09	7.1	38.50108	351.1769
7/23/2014	37.72314	36.57196	14.62059	0.550354	3.178165	84.0653	220.9062	3.91	6.75	36.37199	341.5556
7/24/2014	38.17228	36.3243	14.76631	0.560543	3.178165	83.26659	218.5871	3.91	7	37.43654	350.4072
7/25/2014	36.64536	34.67319	14.13486	0.519779	3.082823	83.76579	216.6134	3.71	6.63	35.92843	336.2639
7/28/2014	35.83702	35.49875	13.74627	0.50908	2.971587	84.86403	220.9555	3.66	6.35	34.42032	332.8965
7/29/2014	38.62132	38.80095	15.10633	0.540165	3.170219	84.0653	225.9884	4.02	6.98	37.25911	355.0254
7/30/2014	41.98949	40.12183	16.70925	0.580929	3.337073	83.86563	224.0148	4.55	8	40.36404	377.1544
7/31/2014	38.17228	36.73707	15.39777	0.535066	3.098708	79.77219	212.1725	4.06	7.2	37.1704	339.6313
8/1/2014	39.25006	37.0673	15.34919	0.524878	3.21789	80.77059	218.9818	4.15	7.5	38.05753	344.442
8/4/2014	39.51951	36.81963	15.20347	0.524878	3.265561	82.36803	221.9423	4.31	7.57	36.37199	339.3908
8/5/2014	36.95968	35.49875	14.18343	0.50959	3.233783	84.16515	221.3009	4.1	7.19	34.15418	332.8965
8/6/2014	35.97174	35.25108	14.232	0.519779	3.24173	85.81251	221.0542	4.2	7.22	33.88805	338.6692
8/7/2014	37.09441	35.33363	14.81489	0.540165	3.305295	84.86403	219.0805	4.35	7.4	34.59775	338.573
8/8/2014	37.09441	35.33363	14.76631	0.535066	3.273508	83.36643	224.6562	4.38	7.3	34.33161	336.745
8/11/2014	36.01661	35.49875	14.4263	0.519779	3.249677	87.45987	228.949	4.32	7.38	34.37597	334.3397
8/12/2014	38.17228	37.27368	14.66917	0.535066	3.257615	89.85603	239.8043	4.39	7.5	35.92843	342.5178
8/13/2014	38.21715	37.35623	14.81489	0.535066	3.36885	87.85923	244.2451	4.34	7.5	36.68248	346.3662
8/14/2014	37.72314	37.10857	14.08628	0.535066	3.297348	89.7562	245.3307	4.22	7.07	35.92843	343.4798
8/15/2014	38.62132	37.81029	14.66917	0.540165	3.360912	96.14596	249.2781	4.37	7.2	36.59377	361.7603
8/18/2014	38.62132	37.81029	14.66917	0.540165	3.360912	96.14596	249.2781	4.37	7.2	36.59377	361.7603
8/19/2014	38.35188	37.31496	14.66917	0.570741	3.432415	100.8384	251.1531	4.51	7.21	36.99297	373.0654
8/20/2014	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
8/21/2014	36.9148	38.38818	14.57202	0.580929	3.797908	108.576	266.4492	4.38	7.01	36.81556	378.1165
8/22/2014	37.63339	38.47073	15.25205	0.616603	3.932976	105.2314	261.0216	4.52	7.09	37.70267	382.9272
8/25/2014	39.07037	38.88351	15.39777	0.63698	3.980647	110.8724	270.3967	4.52	7.17	38.50108	396.3969
8/26/2014	38.75605	39.21373	15.34919	0.662466	4.155447	114.816	278.0447	4.45	7.06	39.03336	405.0561
8/27/2014	40.55241	40.45205	15.73778	0.723607	4.314354	123.8016	286.1862	4.55	6.94	40.71889	414.1963

8/28/2014	40.86674	40.12183	15.83493	0.805144	4.481207	123.3024	280.4626	4.49	6.8	40.58582	412.705
8/29/2014	41.0913	40.41078	15.78635	0.789857	4.520941	126.8967	280.2651	4.53	6.78	40.27533	406.0182
9/1/2014	40.59729	41.1125	15.64063	0.815333	4.663955	132.6375	280.2158	4.58	6.82	39.56562	415.6395
9/2/2014	42.43853	41.484	16.12637	0.805144	4.910267	134.9837	285.1994	4.58	6.8	40.71889	421.8933
9/3/2014	44.90851	42.43338	17.00069	0.789857	5.045333	131.1399	284.2125	4.86	7.4	42.75927	443.0602
9/4/2014	42.93255	40.78228	16.27209	0.784758	4.806977	122.304	278.5382	4.69	7.3	41.42858	424.2986
9/5/2014	45.35756	42.10317	17.09783	0.794956	4.957938	126.9965	289.1468	4.98	7.44	43.64639	434.8821
9/8/2014	46.61503	43.75427	17.58357	0.835719	5.25192	121.9546	292.1074	5.24	7.7	45.42064	440.8954
9/9/2014	45.80669	44.00193	17.53499	0.917256	5.347263	120.7066	292.6007	5.32	7.53	44.71094	444.0223
9/10/2014	46.79472	44.00193	18.02073	0.927445	5.474392	116.3136	291.8606	5.3	7.63	44.79965	450.2761
9/11/2014	48.2318	46.23092	18.40932	0.922346	5.641245	118.4103	299.0153	5.4	7.77	46.13033	455.0867
9/12/2014	50.34249	45.57048	19.13792	0.907058	5.784259	110.4231	299.5087	5.59	8.11	46.75131	457.9732
9/15/2014	48.50115	44.57982	18.84648	0.876483	5.776313	111.4215	301.8771	5.5	7.93	47.01745	458.0694
9/16/2014	51.64475	46.72625	19.42936	0.886681	5.919335	118.7098	306.91	5.77	8.45	48.43684	484.9128
9/17/2014	52.54293	46.3256	19.57508	0.901969	5.927272	120.7565	309.3772	5.72	8.45	49.59011	484.9128
9/18/2014	53.44112	48.24539	19.52651	0.912157	5.998784	117.8112	314.8049	5.65	8.45	49.94495	484.4317
9/19/2014	52.81237	48.37061	19.04077	0.937634	6.086188	116.5632	319.7391	5.68	8.45	50.56594	489.7234
9/22/2014	56.58471	50.91642	20.06081	0.988595	6.380162	119.8081	330.5944	6	8.7	53.09423	512.8145
9/23/2014	55.50692	49.99826	19.7208	0.993695	6.547017	115.465	322.6997	6.13	8.6	51.98533	511.8524
9/24/2014	55.86622	49.24704	19.86652	1.029359	6.984012	117.2122	330.101	6.14	8.48	51.45306	516.1819
9/25/2014	56.80928	49.66438	19.52651	1.02427	7.182652	113.8177	329.6077	6.04	8.12	51.45306	508.5811
9/26/2014	56.58471	51.83459	20.10939	1.054845	7.540192	120.8064	336.5155	6.27	8.17	52.60632	524.8411
9/29/2014	57.48289	50.62428	20.64369	1.039557	7.810342	110.6228	334.0484	6.5	8.03	52.96116	530.1328
9/30/2014	57.30329	50.49908	20.40083	1.003883	7.611702	107.8272	341.5485	6.41	8.5	50.12238	536.8678
10/1/2014	51.64475	48.82969	19.13792	0.917256	6.856892	97.04452	311.8443	5.82	7.95	49.23525	483.9507
10/2/2014	47.60306	46.576	17.38928	0.83062	6.197424	95.84644	297.5349	5.47	7.2	45.68677	449.7951
10/3/2014	49.53405	48.82969	17.72929	0.912157	6.73771	104.0333	309.8706	5.93	7.88	45.68677	486.837
10/6/2014	46.70488	47.57764	16.22351	0.866295	6.801274	109.824	295.0679	5.63	7.3	42.13828	458.9353
10/7/2014	46.16599	46.74295	16.17494	0.866295	6.817159	117.3121	294.081	5.57	7.41	41.69473	444.5033

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

10/8/2014	44.90851	46.15866	15.93207	0.866295	6.777433	113.8177	284.706	5.64	7.25	41.69473	439.6927
10/9/2014	42.93255	43.86325	15.34919	0.805144	6.411949	113.3185	271.3835	5.29	6.7	38.32366	409.2414
10/10/2014	40.41769	43.15376	15.05775	0.856106	6.475514	104.9319	266.7453	5.25	6.7	37.96882	401.2076
10/13/2014	40.41769	43.15376	15.05775	0.856106	6.475514	104.9319	266.7453	5.25	6.7	37.96882	401.2076
10/14/2014	40.68713	43.65458	14.91203	0.825531	6.404003	112.5696	258.5544	5	6.49	37.25911	390.6242
10/15/2014	39.07037	43.82151	15.05775	0.805144	6.332491	102.7354	258.4558	4.78	6.12	36.81556	384.8514
10/16/2014	41.22603	44.4058	15.64063	0.83062	6.499344	99.24099	265.4625	5.08	6.55	38.94465	398.3212
10/17/2014	44.90851	46.74295	16.8064	0.907058	6.968128	102.8352	257.4196	5.45	7.5	41.56165	413.7153
10/20/2014	47.28865	49.16357	18.36074	0.973308	7.421017	98.84163	263.4887	5.9	8.4	43.0254	420.9312
10/21/2014	45.98629	47.24376	17.92358	0.952921	7.492519	91.35364	263.4887	5.68	8	42.58184	431.0336
10/22/2014	44.45946	45.90825	17.38928	0.942733	7.428957	86.86083	251.3505	5.5	7.7	41.5173	419.0069
10/23/2014	43.56128	45.4909	17.04926	0.912157	6.991959	80.87043	251.5479	5.32	7.54	40.8076	404.0458
10/24/2014	47.15392	47.4107	17.58357	0.912157	7.190599	86.86083	253.9162	5.56	7.63	44.1343	411.791
10/27/2014	44.90851	49.03836	17.48642	0.886681	7.071417	76.37763	251.6465	5.57	7.37	42.40442	404.094
10/28/2014	47.15392	48.99662	18.2636	0.886681	7.150866	77.47588	253.1268	5.52	7.67	44.93271	401.2076
10/29/2014	46.70488	47.32723	17.63214	0.856106	7.103195	73.38243	250.6597	5.49	7.34	44.08995	397.3591
10/30/2014	48.32155	50.08173	18.21503	0.912157	7.119088	75.62884	251.6465	5.71	7.6	45.2432	413.7153
10/31/2014	52.31846	51.50071	18.84648	0.95802	7.277995	77.67555	255.3472	5.91	8.04	49.76753	442.098
11/3/2014	53.89025	52.00153	19.7208	1.008982	7.564031	74.88004	257.5677	6.25	8.7	50.96515	453.1625
11/4/2014	52.54293	49.2053	19.18649	1.008982	7.333612	74.08131	245.9228	6.13	8.37	49.81188	430.0714
11/5/2014	51.37539	47.20203	19.08934	1.014072	7.150866	73.28259	246.2188	6	8.18	48.79169	427.185
11/7/2014	51.46515	45.90825	18.65218	0.998784	6.872776	69.78819	233.3404	6	8.19	45.46499	418.5259
11/10/2014	49.84847	45.07356	18.55504	0.963119	6.594687	66.39362	231.7615	5.87	7.94	46.30775	419.488
11/11/2014	49.84847	44.65621	18.0693	0.95802	6.626474	66.74307	230.0345	5.7	7.85	45.06578	414.6293
11/12/2014	48.95029	43.82151	17.97216	0.952921	6.562909	65.19555	224.0148	5.51	7.58	44.79965	401.0152
11/13/2014	48.2318	43.82151	18.16645	0.927445	6.396056	63.14883	217.6002	5.37	7.55	43.91253	395.4348
11/14/2014	48.72572	44.48927	17.77786	0.886681	6.276873	60.90242	220.5607	5.44	7.35	42.58184	384.8514
11/17/2014	49.57903	43.40417	18.21503	0.886681	6.276873	56.1101	216.1199	5.2	7.36	44.35609	384.8514
11/18/2014	49.21973	45.57437	18.2636	0.922346	6.221255	56.90883	214.1462	5.47	7.82	45.06578	378.1646

11/19/2014	47.60306	43.15376	17.77786	0.901969	5.982891	56.90883	206.2515	5.3	7.81	43.91253	372.3437
11/20/2014	48.27668	42.98682	18.02073	0.881582	5.792206	58.8557	209.7054	5.39	7.7	43.91253	385.8135
11/21/2014	51.1957	43.3207	18.2636	0.912157	5.792206	65.89442	217.2601	5.79	7.9	44.71094	392.4522
11/24/2014	51.1957	43.3207	18.2636	0.912157	5.792206	65.89442	217.2601	5.79	7.9	44.71094	392.4522
11/25/2014	51.64475	43.82151	18.2636	0.89687	5.903442	63.09891	212.7174	5.47	7.7	45.68677	402.1697
11/26/2014	52.09388	44.48927	18.70076	0.917256	6.157691	63.89763	214.7913	5.59	7.8	47.28359	402.6508
11/27/2014	52.63278	43.73805	18.7979	0.927445	6.396056	62.10051	207.3847	5.62	7.8	47.72715	398.3212
11/28/2014	51.55499	42.56947	18.55504	0.927445	6.396056	57.50786	199.4843	5.4	7.48	46.13033	381.4839
12/1/2014	49.39933	42.77814	18.02073	0.851007	6.276873	53.41442	189.0657	5.12	6.95	43.46897	365.6088
12/2/2014	49.39933	43.61284	18.16645	0.851007	6.396056	53.91362	189.1151	5.15	7.05	43.91253	355.5065
12/3/2014	52.04901	43.86325	18.60361	0.881582	6.705923	56.90883	192.5715	5.37	7.19	46.13033	363.6846
12/4/2014	52.99207	43.07029	18.60361	0.876483	6.753603	53.56418	190.4976	5.2	7.2	45.86419	357.9118
12/5/2014	54.33929	43.73805	18.94362	0.871394	6.658252	52.41602	185.6587	5.44	7.5	47.23923	345.4041
12/9/2014	49.21973	41.31743	17.3407	0.810243	6.340438	48.02306	178.2521	5.24	7.13	43.82381	308.8433
12/10/2014	44.90851	38.396	16.02922	0.76947	5.93522	44.1293	167.8829	4.8	6.9	40.8076	285.7521
12/11/2014	48.99517	40.06538	17.19498	0.805144	6.189478	43.72994	171.833	5.07	7.03	42.44877	298.2598
12/12/2014	47.60306	38.7716	16.90354	0.76438	6.038508	41.08418	165.3647	4.79	6.63	41.69473	276.1309
12/15/2014	43.42656	36.4762	15.83493	0.693032	5.704801	34.94402	158.5012	4.32	6.05	39.21079	245.3428
12/16/2014	42.6631	36.7266	15.73778	0.70832	5.720694	37.09058	167.8829	4.3	5.97	38.58979	256.8883
12/17/2014	44.2349	39.56457	16.32066	0.76438	5.855771	38.73794	172.8206	4.4	6.09	39.03336	274.2066
12/18/2014	44.01032	38.81334	16.36924	0.749093	5.919335	39.43682	169.7592	4.25	5.85	39.92048	266.9907
12/19/2014	45.76181	38.72987	17.09783	0.789857	6.078242	40.73473	170.8455	4.24	5.62	42.44877	266.0285
12/22/2014	46.39046	38.14558	17.48642	0.825531	6.316597	43.43042	165.9077	4.39	5.38	43.46897	276.1309
12/23/2014	48.0521	38.396	17.87501	0.866295	6.766568	44.52866	167.8829	4.51	5.43	45.02143	279.0172
12/26/2014	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
12/29/2014	45.89654	37.97864	17.58357	0.912157	6.941694	41.43362	168.8704	4.55	5.69	43.77946	291.5249
12/30/2014	47.78266	38.396	17.97216	0.937634	6.726758	44.02946	179.7334	4.41	5.45	43.91253	303.0705
1/2/2015	49.39933	39.23069	18.11787	0.952921	6.957619	41.23393	180.721	4.64	5.65	44.97707	308.8433
1/5/2015	46.79472	37.76997	17.38928	0.901969	6.702881	36.79105	167.8829	4.45	5.51	43.0254	287.1954

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

1/6/2015	46.52518	37.6865	17.58357	0.881582	6.599394	36.29185	167.3891	4.36	5.39	42.13828	285.9927
1/7/2015	47.60306	37.89518	17.97216	0.891771	6.718796	38.8877	167.8829	4.6	5.6	43.46897	287.6284
1/8/2015	47.15392	38.81334	17.92358	0.901969	6.718796	41.73313	170.1542	4.93	5.67	43.46897	286.7142
1/9/2015	47.37849	38.47947	17.97216	0.89687	6.77452	43.43042	165.9077	4.92	5.75	44.08995	287.6764
1/12/2015	47.60306	37.8117	18.0693	0.871394	6.607347	40.03585	159.9825	4.84	5.69	44.35609	277.093
1/13/2015	48.86045	38.396	18.7979	0.871394	6.527745	41.13409	161.4638	4.9	5.75	44.35609	266.5096
1/14/2015	50.29752	40.14885	19.52651	0.891771	6.479982	42.08258	161.4638	4.98	5.92	47.01745	277.5741
1/15/2015	51.1957	39.64804	19.28364	0.876483	6.535707	43.1309	165.6608	4.94	5.9	47.01745	278.0551
1/16/2015	54.69859	40.64967	20.10939	0.886681	6.360571	44.42882	169.8579	5.02	5.8	48.25942	285.7521
1/19/2015	53.17167	40.64967	19.86652	0.937634	6.296885	42.93121	172.7218	5.05	5.9	46.84002	284.79
1/20/2015	54.69859	40.48273	20.35225	0.963119	6.24116	42.53185	169.8579	5.09	5.88	46.13033	279.1135
1/21/2015	53.89025	41.73477	19.96366	0.978407	6.336686	44.8781	169.7592	5.2	5.97	44.26737	282.3848
1/22/2015	53.26151	42.23559	19.52651	1.003883	6.424258	46.72514	172.1293	5.17	5.95	42.18264	290.4666
1/23/2015	52.54293	41.90171	19.18649	1.014072	6.424258	45.6269	168.8704	5.23	6.04	43.15847	286.7142
1/26/2015	53.98	42.15212	19.52651	0.988595	6.448135	45.07778	173.6106	5.33	6.15	43.38026	287.6764
1/27/2015	54.51889	41.06702	19.91509	0.988595	6.448135	46.17602	177.5608	5.59	6.39	42.58184	296.3356
1/28/2015	53.98	40.90007	19.91509	0.947832	6.416296	41.98273	171.833	5.75	6.34	43.46897	285.7521
1/29/2015	52.90222	39.64804	19.33221	0.947832	6.448135	39.33698	165.414	5.57	6.1	41.96086	273.8217
1/30/2015	52.27348	38.98028	19.33221	0.983497	6.376495	37.68962	170.3517	5.42	6.06	41.87214	278.0551
2/2/2015	51.64475	38.60466	19.91509	0.983497	6.384448	39.1373	177.2645	5.45	6.1	43.38026	278.0551
2/3/2015	54.1597	40.06538	20.15796	0.993695	6.591432	43.72994	189.6089	5.59	6.15	44.22302	290.5628
2/4/2015	53.44112	39.85671	20.15796	0.993695	6.742682	43.72994	180.2272	5.6	6.1	45.2432	288.1575
2/5/2015	53.89025	40.90007	20.15796	1.065034	6.957619	43.33059	182.2023	5.8	6.25	45.68677	293.4492
2/6/2015	53.6208	40.90007	20.20653	1.059934	7.148679	39.93602	181.2147	5.69	6.25	46.57389	294.4113
2/9/2015	53.98	41.19222	20.30368	1.070132	7.323813	41.03425	187.14	5.7	6.25	46.79567	293.9303
2/10/2015	55.23748	41.15049	20.93513	1.070132	7.284004	38.58818	180.2272	5.72	6.22	47.86022	291.5249
2/11/2015	56.58471	42.27733	21.37229	1.08542	7.339729	38.93761	179.7334	5.74	6.28	49.14655	296.3356
2/12/2015	58.42595	41.73477	21.46944	1.121085	7.355652	40.53505	183.6836	5.8	6.35	50.92079	305.4758
2/13/2015	61.16538	43.3207	22.48948	1.121085	7.403416	41.6333	186.4981	5.98	6.42	52.78375	317.5024

2/18/2015	61.9738	43.77978	22.73235	1.095609	7.244204	41.6333	184.6711	5.85	6.4	55.00155	316.0592
2/19/2015	62.42286	45.07356	23.31523	1.110896	7.188479	40.33538	175.6844	5.8	6.42	55.53382	309.3243
2/20/2015	61.79411	44.23886	23.80096	1.172047	7.347691	40.08578	171.833	5.89	6.87	56.24352	302.1083
2/23/2015	63.27606	46.3256	24.821	1.243386	7.554667	38.48833	164.9202	6.05	7.4	59.43716	295.3734
2/24/2015	61.9738	46.40907	24.96672	1.238296	7.857175	40.23554	166.6484	6.09	7.89	58.63874	292.487
2/25/2015	64.57841	46.70122	24.23813	1.212811	7.904937	38.6381	166.6484	6.15	7.69	57.5742	294.8924
2/26/2015	59.81815	44.48927	23.41237	1.212811	7.761649	37.53986	164.4264	6.15	7.69	52.42889	285.2711
2/27/2015	61.07562	45.90825	24.2867	1.258673	7.682039	39.53665	167.9816	6.17	8	53.2273	296.3356
3/2/2015	61.07562	44.23886	24.14098	1.299447	7.562627	38.08897	166.8953	6.24	8.29	53.2273	293.9303
3/3/2015	61.07562	44.23886	24.04383	1.27906	7.578551	38.43842	168.3272	6.44	8.74	52.73939	300.1841
3/4/2015	61.52467	45.07356	24.23813	1.273961	7.801451	36.94082	165.9077	6.5	8.6	54.46928	303.9363
3/5/2015	63.77008	45.44917	25.16102	1.350399	7.952701	36.64129	165.9077	6.9	9.16	57.21935	307.8811
3/6/2015	63.94978	45.4909	25.7439	1.345309	8.119874	35.49313	165.8584	7.02	9.39	58.90489	298.2598
3/9/2015	66.19518	45.4909	26.22963	1.345309	8.398498	33.44642	169.8579	7.4	9.38	59.25974	299.2219
3/10/2015	66.64423	44.23886	26.22963	1.324923	8.358696	31.69921	160.7725	7.19	8.81	59.17101	293.9303
3/11/2015	68.26091	45.40744	26.42393	1.431936	8.63732	32.64769	161.2169	7.59	9.21	59.43716	300.1841
3/12/2015	69.24894	45.90825	26.95824	1.416649	8.63732	30.95041	161.6613	7.53	8.82	58.90489	306.9671
3/13/2015	70.86561	45.90825	27.00681	1.493087	8.915943	29.90209	158.9949	8.15	9.07	60.32428	307.8811
3/16/2015	76.34447	49.24704	29.04689	1.528761	9.39357	31.15009	158.9455	8.48	9.62	65.647	323.1789
3/17/2015	81.28441	51.04163	30.01836	1.508374	9.751814	32.54785	157.958	8.98	9.69	69.9052	324.7184
3/18/2015	83.88912	52.58582	30.1155	1.615387	9.791577	34.34497	166.8953	8.92	10	69.77213	333.8586
3/19/2015	82.54189	51.16683	29.62977	1.625576	9.632429	32.34817	161.9576	9.15	10.2	68.75193	333.1851
3/20/2015	80.11678	51.41724	29.72692	1.681637	9.552809	33.94562	165.9077	9.42	10.9	67.86482	342.0367
3/25/2015	76.25471	47.4107	28.75545	1.630675	9.313951	36.24193	171.043	8.81	10.85	64.31632	331.8862
3/26/2015	72.66196	44.23886	26.95824	1.513473	8.876143	34.69442	165.9077	8	10.35	61.2114	317.9834
3/27/2015	72.30268	45.07356	27.05538	1.640864	9.035328	34.09537	166.3522	8.34	10.25	62.09853	321.3509
3/30/2015	74.63793	45.2405	28.17257	1.798839	9.274186	36.04225	166.8953	8.37	10.2	64.36068	322.8903
3/31/2015	73.20086	45.90825	26.95824	1.819225	9.313951	37.09058	167.6853	8.39	9.73	62.05417	318.9456
4/1/2015	74.27864	45.90825	27.34682	1.798839	9.39357	38.93761	166.5003	8.48	10.1	63.69535	325.1994

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

4/6/2015	75.62597	45.90825	27.68683	1.742787	9.473189	41.33377	174.4007	8.71	10.2	63.38485	343.3837
4/7/2015	74.54809	45.03182	27.44397	1.696925	9.39357	41.93282	174.7957	8.51	9.86	62.6308	344.6344
4/8/2015	73.56016	44.65621	26.71537	1.717302	9.194568	41.13409	172.8206	8.53	9.85	61.9211	342.5178
4/9/2015	74.54809	44.65621	26.66679	1.681637	8.915943	44.17921	177.6102	8.46	10	60.32428	350.2148
4/10/2015	73.56016	44.82315	27.2011	1.707113	8.756732	45.3773	177.7584	8.57	10.3	60.59041	358.6334
4/13/2015	71.85364	44.4058	26.61822	1.712212	8.199485	47.57378	173.3144	8.38	10.05	59.88072	358.8739
4/14/2015	71.4045	45.03182	26.76394	1.712212	8.557709	49.57058	183.6836	8.24	9.56	60.10249	361.2792
4/15/2015	70.50641	43.15376	26.18106	1.773363	8.318896	52.6157	193.6578	8.2	9.52	59.25974	360.3171
4/16/2015	71.4045	43.15376	26.13248	1.803938	8.279087	52.51586	191.2383	8.16	9.15	59.43716	355.5065
4/17/2015	70.50641	43.40417	25.88962	1.79374	8.279087	52.16642	188.6213	8.03	9.15	58.55003	347.8094
4/20/2015	67.99147	42.56947	25.35531	1.7275	8.000463	51.51746	185.6587	7.84	8.99	56.8645	337.7071
4/21/2015	69.06934	42.86161	25.20959	1.696925	7.8731	49.52065	178.2521	7.55	8.4	55.88866	325.1994
4/22/2015	71.0453	43.40417	26.03534	1.691826	7.952701	51.91682	180.721	7.81	8.76	58.10648	340.1124
4/23/2015	75.44627	43.82151	27.00681	1.707113	8.119874	55.91042	186.6462	8.12	9.15	61.2114	346.8473
4/24/2015	73.65001	42.81988	26.86109	1.722401	8.159684	58.75586	185.6587	8.48	9.2	60.90091	344.9231
4/27/2015	72.30268	42.94508	26.18106	1.702014	8.199485	54.16322	185.6587	8.3	8.75	60.23556	348.7716
4/28/2015	72.75182	43.27896	26.4725	1.702014	8.478108	54.51266	186.6462	8.37	8.73	61.2114	349.4932
4/29/2015	71.4045	42.40253	26.52107	1.747877	8.796531	55.51106	183.6836	8.05	8.59	60.23556	352.0909
4/30/2015	70.23697	41.73477	25.45246	1.763164	8.677121	55.6109	181.2147	7.78	8.51	58.55003	347.3283
5/4/2015	69.1142	41.5261	25.79247	1.824315	8.63732	57.30819	186.2512	8.34	8.62	59.17101	353.1011
5/5/2015	67.63226	41.48436	24.821	1.839602	8.63732	59.80419	181.7085	8.29	8.92	57.21935	354.5443
5/6/2015	66.28494	42.31626	24.18955	1.798839	8.517908	56.90883	182.4985	7.97	8.98	55.88866	352.139
5/7/2015	65.4766	42.78314	24.43242	1.778452	8.358696	58.00706	178.5483	7.88	8.95	56.33223	348.0981
5/8/2015	66.68911	42.65581	24.91815	1.783551	8.438307	58.00706	180.6222	8.01	9.04	57.66291	350.2148
5/11/2015	67.00352	43.29247	25.7439	1.732589	8.239285	57.6077	177.7584	7.84	9.07	57.88469	344.442
5/12/2015	66.37479	42.18893	25.5496	1.773363	8.318896	57.90722	180.721	7.94	9.05	57.48549	355.5065
5/13/2015	67.18313	42.44359	25.64675	1.7275	8.438307	58.15682	183.1898	7.79	8.87	57.39677	348.2905
5/14/2015	66.82383	42.44359	26.03534	1.758075	8.358696	59.40482	185.2637	7.85	9.06	59.0823	350.2148
5/15/2015	66.46462	42.86803	25.5496	1.768264	8.59752	60.15363	184.6711	7.8	9.45	57.21935	347.7614

5/18/2015	65.56645	42.40115	25.98676	1.737688	8.557709	57.1085	180.2695	7.75	9.51	57.66291	339.0541
5/19/2015	64.93771	41.59472	25.62327	1.651062	8.586053	53.31458	172.6037	7.5	9.4	56.59836	333.3775
5/20/2015	64.89283	41.84938	25.52585	1.671439	8.630632	54.31298	173.0983	7.4	9.41	57.39677	332.4154
5/21/2015	63.18632	41.59472	24.99	1.595001	8.586053	55.91042	175.126	7.14	9.03	55.88866	327.1237
5/22/2015	62.60246	41.04295	24.649	1.579713	8.425566	53.86371	175.2744	7.01	8.7	55.44511	322.746
5/26/2015	60.80609	40.15163	23.77216	1.4727	7.739038	49.3709	167.5591	6.86	8.45	54.07007	311.7296
5/27/2015	59.3691	39.89698	23.9183	1.477799	7.881694	50.41922	168.1526	6.86	8.4	53.67086	310.7675
5/28/2015	59.99775	39.34521	23.72345	1.645963	7.765787	50.56898	167.1635	6.72	8.47	53.62651	311.7296
5/29/2015	57.57274	39.30277	22.99275	1.605199	7.899526	48.42242	166.1743	6.68	8.5	52.34019	313.6539
6/1/2015	58.02177	38.28412	23.13889	1.574624	7.908441	48.42242	164.1961	6.65	8.39	51.67484	311.5372
6/2/2015	64.75812	40.57608	25.33099	1.635774	8.202667	52.41602	172.6037	7.25	8.84	56.82015	323.0828
6/3/2015	61.21035	39.89698	24.50286	1.569525	8.113507	51.21794	172.0102	6.9	8.7	54.55798	315.5781
6/4/2015	62.96175	39.93942	25.62327	1.579713	8.282911	50.06978	166.9162	7.19	8.94	56.19916	319.9077
6/5/2015	61.9738	39.47254	25.23357	1.538949	8.282911	50.41922	166.1743	7.09	8.9	55.88866	321.3509
6/8/2015	60.53664	39.26032	24.74643	1.549138	8.158088	50.91842	166.6689	7	8.9	54.11442	321.832
6/9/2015	61.34507	39.26032	24.74643	1.538949	8.140256	52.81538	166.6689	7.14	8.9	55.00155	326.1616
6/10/2015	61.52467	39.4301	24.35672	1.508374	8.17592	52.81538	172.9005	7.08	8.6	53.2273	325.1994
6/11/2015	60.26719	39.04811	24.74643	1.513473	8.113507	53.1149	167.9054	7.1	8.72	53.40473	325.1994
6/12/2015	61.9738	38.92078	24.30801	1.523662	8.024348	53.3645	170.6254	7.1	8.84	53.2273	324.2372
6/15/2015	59.72831	38.79344	23.86959	1.457412	7.846031	53.86371	167.1635	6.85	8.6	52.34019	320.3888
6/16/2015	59.27926	38.49633	23.82088	1.447224	7.792533	56.40962	170.032	6.7	8.73	51.36435	315.5781
6/17/2015	57.39314	38.19923	22.4569	1.360597	7.444813	57.20834	170.1309	6.46	8.3	49.67881	308.8433
6/18/2015	56.85416	37.73236	22.31076	1.375885	7.212998	58.75586	173.395	6.35	8.2	48.34814	314.6161
6/19/2015	58.38107	37.7748	22.50561	1.411549	7.177334	57.40802	171.12	6.46	8.2	49.50139	316.0592
6/22/2015	62.42286	39.04811	23.86959	1.498186	7.489391	57.6077	173.0983	6.97	8.61	52.25147	332.4154
6/23/2015	61.9738	39.68476	23.52859	1.498186	7.525055	57.45795	172.1091	7	8.45	51.71919	331.2127
6/24/2015	61.65939	39.30277	23.28503	1.462511	7.489391	58.25666	174.0874	6.96	8.43	50.56594	332.8965
6/25/2015	63.77008	39.04811	23.96702	1.431936	7.489391	56.06018	174.0874	7.02	8.5	51.54177	334.9651
6/26/2015	63.68023	39.89698	24.16187	1.508374	7.560719	58.90562	175.0765	7	8.5	53.00552	332.3192

6/29/2015	60.53664	38.53878	23.13889	1.482898	7.311073	56.40962	170.7244	6.78	8.25	50.56594	328.0858
6/30/2015	62.5127	39.7272	23.96702	1.579713	7.551804	58.05698	173.5929	7.07	8.25	52.87246	339.6313
7/1/2015	62.5127	40.74585	23.77216	1.610289	7.614215	56.80899	171.6146	7.3	8.63	53.2273	342.2772
7/2/2015	62.8719	40.49119	24.01573	1.640864	7.774702	57.40802	171.6146	7.48	8.8	53.2273	347.3283
7/3/2015	63.5456	39.47254	24.2593	1.625576	7.872777	55.66082	169.1418	7.7	8.85	52.34019	342.5178
7/6/2015	63.68023	40.06675	24.94129	1.625576	8.095676	54.06338	167.6581	7.88	8.8	52.8281	342.9988
7/7/2015	63.94978	40.74585	25.23357	1.625576	8.131341	54.8621	167.6581	7.8	8.76	53.44908	338.6212
7/8/2015	62.8719	39.04811	24.60029	1.579713	7.89061	52.56578	165.6798	7.59	8.55	53.67086	326.0654
7/10/2015	64.53353	40.53363	25.33099	1.579713	7.979768	54.71234	166.6689	7.67	8.65	55.17897	325.1994
7/13/2015	67.00352	41.0854	26.11041	1.625576	8.024348	56.06018	169.6363	8.04	8.81	56.8645	324.1892
7/14/2015	69.1591	41.42494	26.7924	1.7275	8.095676	56.90883	169.7352	8.3	9.23	58.37262	338.3806
7/15/2015	69.60822	41.80694	27.42567	1.747877	8.2205	55.46114	167.2624	8.72	9.45	58.94923	330.9722
7/16/2015	71.85364	42.01916	27.76666	1.758075	8.470145	55.1117	169.6363	9	9.85	59.61458	327.3161
7/17/2015	71.85364	41.59472	27.5231	1.819225	8.479062	52.91522	166.3722	9.17	9.96	59.21538	328.5669
7/20/2015	67.81185	39.89698	26.59754	1.803938	8.425566	50.3693	165.9765	8.8	9.45	55.88866	321.3509
7/21/2015	69.42854	39.09055	26.93854	1.798839	8.452314	51.51746	172.0597	8.89	9.5	56.33223	322.313
7/22/2015	66.0155	38.62367	25.81813	1.722401	8.318575	48.42242	165.8776	8.45	9.24	54.42492	323.5493
7/23/2015	65.20715	38.62367	25.7207	1.778452	8.229415	47.32418	167.1635	8.5	9.1	53.31602	319.1186
7/24/2015	60.62649	36.4166	23.72345	1.681637	7.533972	44.32898	158.558	7.92	8.45	49.67881	307.3389
7/27/2015	59.3691	36.07705	23.04146	1.620486	7.42698	40.93442	158.2613	7.94	8.46	48.70298	298.6132
7/28/2015	59.72831	36.16194	23.43117	1.681637	7.774702	44.27905	168.5977	8.1	8.55	49.76753	295.7046
7/29/2015	59.86303	36.28927	24.16187	1.7275	7.953022	47.72354	171.12	8.27	8.78	50.12238	306.3694
7/30/2015	60.62649	36.50149	25.18485	1.742787	7.819283	45.97634	165.1852	8.27	8.65	51.0095	300.0674
7/31/2015	60.17744	36.50149	24.45415	1.732589	7.667711	45.6269	164.1961	8.2	8.65	50.38851	296.1894
8/3/2015	60.98578	36.50149	24.94129	1.702014	7.533972	42.83138	161.5254	8.05	8.31	51.58612	292.796
8/4/2015	60.08759	36.4166	24.2593	1.707113	7.355652	43.03105	164.1961	8.01	8.01	49.45704	291.7295
8/5/2015	61.07562	37.7748	25.03871	1.702014	7.3824	42.6317	159.1515	8.11	8.05	51.18692	298.6132
8/6/2015	64.75812	40.10919	26.59754	1.737688	7.221914	43.23074	169.6363	8.51	8.24	53.75958	306.8541
8/7/2015	68.26091	39.04811	27.08468	1.7275	7.221914	41.03425	165.1852	8.54	8.45	54.55798	304.2364

8/10/2015	73.65001	41.55228	28.39994	1.824315	7.489391	43.33059	177.0548	9.04	9.2	58.81618	322.318
8/11/2015	71.85364	39.51498	27.37696	1.768264	7.391316	42.43201	177.0548	8.8	8.9	57.13064	325.7598
8/12/2015	70.50641	38.49633	27.37696	1.768264	7.266493	43.18082	179.0331	8.99	8.85	57.66291	318.7307
8/13/2015	73.8296	38.36901	28.05895	1.773363	7.373485	41.43362	177.0548	9.1	8.9	60.59041	322.6573
8/14/2015	71.2249	37.85968	27.23082	1.737688	7.409148	40.93442	175.5711	9.13	8.75	58.10648	312.1865
8/18/2015	69.33878	36.92593	26.93854	1.696925	7.221914	39.33698	170.6254	8.9	8.68	56.1548	312.1865
8/19/2015	66.91368	36.54393	25.7207	1.671439	7.177334	37.83938	168.2021	8.85	8.6	54.55798	304.4303
8/20/2015	66.46462	36.58637	25.33099	1.635774	7.123838	38.83777	166.2733	8.75	8.56	53.2273	296.6256
8/21/2015	64.66827	36.79859	24.2593	1.538949	6.686957	36.84098	169.0428	8.43	8.5	53.13859	287.9484
8/24/2015	60.35704	34.4642	23.09017	1.426837	6.357067	33.94562	157.2722	8	8.15	49.50139	267.5884
8/25/2015	60.44689	34.54908	23.1876	1.426837	6.3749	34.44481	153.3156	8	8	50.2998	256.9236
8/26/2015	64.62338	37.68991	25.33099	1.518563	6.43731	34.99394	163.2069	8.42	8.76	53.67086	265.1646
8/27/2015	68.44058	37.01081	26.30526	1.630675	6.3749	40.23554	177.2526	8.89	9.02	55.09026	279.2227
8/28/2015	70.01239	37.52014	26.30526	1.620486	6.553218	40.23554	179.0331	8.9	9	55.7556	279.2227
8/31/2015	70.05727	37.52014	25.76942	1.615387	6.669125	40.93442	182.8412	8.9	9.1	55.88866	288.9179
9/1/2015	66.46462	36.50149	25.33099	1.574624	6.499722	38.13889	177.5494	8.82	9.1	53.937	284.0703
9/2/2015	66.55448	36.50149	25.37971	1.589911	6.464058	38.43842	177.7966	8.88	9.07	54.11442	287.9484
9/3/2015	68.12627	37.43525	26.15912	1.589911	6.544303	38.83777	181.5059	9.18	9.17	55.00155	291.8265
9/4/2015	68.75492	37.43525	26.25655	1.610289	6.419479	36.94082	177.5494	9.23	9.16	55.88866	295.7046
9/7/2015	69.1591	37.26547	26.54883	1.605199	6.535386	36.39169	177.0053	9.24	9.05	56.42094	293.2808
9/8/2015	71.85364	38.28412	27.57181	1.610289	6.597798	37.6397	178.5385	9.44	9.35	58.01776	298.6132
9/9/2015	72.57213	37.35036	27.9128	1.559336	6.776117	36.74114	176.0657	9.6	9.52	58.59438	298.6132
9/10/2015	73.11102	37.7748	28.10766	1.554237	6.820696	34.84418	178.044	9.5	9.6	59.30408	300.3098
9/11/2015	73.20086	39.04811	28.15637	1.53385	6.686957	32.49793	175.3733	9.4	9.44	59.52586	297.6436
9/14/2015	72.30268	38.36901	27.66924	1.503275	6.553218	33.29665	172.1091	9.19	9.3	57.75163	284.0703
9/15/2015	72.07821	38.0719	27.57181	1.508374	6.419479	32.39809	176.5602	9.28	9.37	57.66291	276.3141
9/16/2015	71.85364	37.35036	26.7924	1.518563	6.579966	34.64449	179.132	9	9.26	56.24352	277.2836
9/17/2015	71.4045	38.11435	26.30526	1.528761	6.642378	34.44481	182.9896	9.52	9.56	55.00155	281.1617
9/18/2015	70.50641	37.35036	26.4514	1.503275	6.678041	32.24834	178.044	9.41	9.32	53.84829	268.0732

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

9/21/2015	68.71003	36.62882	25.7207	1.426837	6.544303	31.54945	178.0934	9.24	9.25	52.20711	250.137
9/22/2015	64.66827	34.80375	23.86959	1.386073	6.276824	28.55425	168.1526	8.8	8.9	48.30378	233.6551
9/23/2015	62.8719	34.80375	23.43117	1.416649	6.134169	27.85537	163.2069	9	9	46.30775	224.4446
9/24/2015	61.9738	34.16709	23.09017	1.335111	6.080674	26.80705	158.2613	9	9.28	46.48518	212.3256
9/25/2015	67.36281	34.71886	24.55158	1.426837	6.820696	27.70561	168.1526	9.11	9.58	49.67881	220.0818
9/28/2015	64.21922	32.68156	23.38245	1.452323	7.052511	25.35937	163.4542	8.55	9.12	46.75131	202.6304
9/29/2015	64.66827	34.63397	24.55158	1.544048	7.302156	26.65729	165.927	8.5	8.91	47.90458	205.0542
9/30/2015	64.93771	34.63397	24.21058	1.625576	7.489391	29.20321	165.1852	8.4	8.65	48.4812	207.478
10/1/2015	61.34507	33.31822	23.1876	1.569525	7.533972	29.10337	167.4108	8.1	8.4	45.2432	200.6913
10/2/2015	62.42286	33.74266	24.21058	1.579713	7.685543	32.69761	181.0113	8.5	8.7	46.13033	212.8103
10/5/2015	63.77008	35.22818	24.35672	1.579713	7.774702	34.44481	185.957	8.75	8.5	47.81587	226.3837
10/6/2015	61.9738	34.4642	24.01573	1.544048	7.774702	36.44161	187.3418	8.63	8.5	46.57389	238.5027
10/7/2015	65.56645	34.37931	25.33099	1.549138	7.801451	36.74114	183.5336	8.5	9	49.27961	255.8572
10/8/2015	69.60822	34.37931	26.30526	1.559336	7.703374	38.53825	191.3972	8.69	8.97	53.2273	262.7408
10/9/2015	68.71003	34.80375	26.15912	1.528761	7.721206	38.08897	190.9026	8.8	8.9	52.78375	255.9541
10/13/2015	69.1591	34.03976	26.98725	1.503275	7.533972	34.14529	188.4298	9.13	8.55	54.55798	236.5636
10/14/2015	69.60822	34.80375	27.08468	1.508374	7.311073	34.69442	192.5347	9.3	8.44	54.02572	237.5332
10/15/2015	70.50641	35.22818	27.96152	1.564426	7.311073	35.94241	194.8592	9.37	8.51	55.00155	238.5027
10/16/2015	73.51528	34.84619	28.35123	1.579713	7.106007	35.69281	191.8918	9.75	8.69	57.30806	240.4418
10/19/2015	72.34766	34.12465	28.44865	1.584812	7.132754	35.04385	186.9462	9.97	8.56	55.44511	234.5276
10/20/2015	73.38057	34.4642	28.35123	1.574624	7.337821	35.34337	182.0005	9.91	8.61	55.88866	234.6246
10/21/2015	72.12308	34.37931	28.01023	1.569525	7.043595	34.04545	177.0548	9.76	8.63	55.00155	229.777
10/22/2015	74.90739	34.71886	28.15637	1.584812	7.293242	35.74273	178.044	9.91	9.06	54.73541	242.3808
10/23/2015	78.14082	35.22818	29.27678	1.589911	7.266493	35.44321	178.5385	10.7	9.8	56.95321	249.0705
10/26/2015	85.8651	39.30277	32.29702	1.666349	7.747954	34.19522	173.0983	12.1	11.7	66.75591	262.7408
10/27/2015	86.898	40.4063	32.15088	1.676538	8.015432	32.79745	168.2515	12.35	11.7	66.53413	251.1065
10/28/2015	96.55353	43.50468	35.56081	1.7275	8.800035	33.19681	171.12	12.7	13.4	75.40534	268.5579
10/29/2015	93.40938	44.56577	34.97625	1.691826	8.693045	32.44801	168.2021	12.95	12.8	74.51822	272.2906
10/30/2015	93.63423	45.03265	35.26854	1.742787	8.903978	33.24673	171.9608	13.2	12.8	74.51822	281.1617

11/2/2015	92.96062	46.26351	34.58654	1.742787	9.17244	33.69601	172.1091	13.3	12.2	73.54239	285.0399
11/3/2015	90.44576	45.41464	33.80713	1.747877	9.440902	37.6397	178.9342	12.8	11.9	70.74796	288.9179
11/4/2015	92.42191	43.7169	34.29426	1.768264	9.664619	36.19201	175.0765	13	12.3	73.63111	290.857
11/5/2015	94.8016	44.14134	34.34298	1.814126	9.709364	36.19201	178.044	13.1	12.5	74.51822	289.8875
11/9/2015	96.55353	44.14134	35.36596	1.814126	9.843595	35.39329	178.044	13	12.7	75.40534	285.0399
11/10/2015	97.36205	43.92912	36.43766	1.844702	9.843595	35.64289	178.044	13.5	13	76.82474	289.8875
11/11/2015	96.55353	44.9902	36.72994	1.885465	10.42526	35.14369	176.5602	14.05	13.4	77.40137	286.9789
11/12/2015	97.94574	44.60821	36.5838	1.951715	10.60424	34.24513	174.0874	14.5	13.9	78.51028	281.1617
11/13/2015	98.34953	44.26867	36.87608	1.967003	10.51475	33.24673	177.4505	14.7	14.1	79.84095	283.5855
11/16/2015	102.3912	46.00885	38.58105	1.98229	10.96218	36.14209	185.957	14.6	14.3	84.27657	295.7046
11/17/2015	102.3912	46.68795	39.5066	1.921139	10.91744	36.34177	182.9896	14.65	13.9	87.55891	288.9179
11/18/2015	103.1997	47.11239	39.36046	1.916041	10.69372	37.34018	186.9462	14.65	13.6	85.60725	286.9789
11/19/2015	103.2897	46.68795	39.21433	1.900753	10.55949	37.6397	187.0946	14.65	13.9	84.27657	292.796
11/20/2015	109.577	48.34325	40.62701	1.961903	10.91744	38.93761	186.5997	15.4	14.55	88.17991	290.857
11/24/2015	95.43024	44.14134	36.24281	1.865088	10.29103	40.6349	182.2901	13	12.7	77.88929	269.5274
11/25/2015	90.7152	41.59472	34.24556	1.859989	10.47001	37.29026	180.3087	12.3	12.8	72.74399	260.8017
11/26/2015	95.65508	43.97156	36.04795	1.875277	11.00693	37.3901	182.2901	12.2	12.95	75.40534	271.4665
11/27/2015	95.65508	43.97156	36.04795	1.875277	11.00693	37.3901	182.2901	12.2	12.95	75.40534	271.4665
11/30/2015	96.10384	42.65581	36.09666	1.829414	11.23065	35.29345	185.2622	12.8	12.6	75.18356	258.8627
12/1/2015	94.30785	43.46223	35.46339	1.814126	11.05167	34.94402	185.2622	12.7	12.2	76.29246	253.5304
12/2/2015	92.51186	42.86803	35.02497	1.803938	11.00693	35.04385	180.3087	12.3	11.7	74.69565	253.0456
12/3/2015	89.90687	42.23137	34.39169	1.824315	11.00693	38.48833	184.0238	12.05	11.55	73.18755	250.137
12/4/2015	91.4337	44.14134	35.90181	1.85489	11.5886	36.54145	182.2901	12.5	12.05	76.29246	256.9236
12/9/2015	93.40938	42.01916	37.26578	1.880376	11.9018	37.04066	179.318	13.4	13	77.978	248.198
12/10/2015	89.90687	41.17028	36.48637	1.875277	11.72283	36.04225	182.0424	13.65	13.1	75.40534	245.2894
12/11/2015	88.02065	40.23653	35.95053	1.824315	11.54385	35.09377	178.2282	12.65	12.25	73.18755	237.5332
12/14/2015	85.3262	39.93942	34.00198	1.773363	11.36488	34.14529	174.8598	12	12.35	69.99391	227.8379
12/15/2015	84.42802	38.79344	34.48912	1.768264	11.36488	33.89569	169.4109	12	12.3	69.59469	229.777
12/16/2015	84.42802	37.94457	33.90456	1.717302	11.36488	32.89729	164.9527	11.75	12.1	69.1955	225.8989

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

12/17/2015	87.57161	39.4301	35.02497	1.676538	10.51475	31.84897	160.4946	12.4	12.35	72.30042	223.9599
12/18/2015	81.55386	38.96322	33.41742	1.640864	10.24629	30.25153	159.0085	11.75	12.3	67.86482	211.356
12/21/2015	78.14082	39.81209	32.88157	1.651062	9.888338	28.70401	157.5224	11.2	12	65.20345	213.0527
12/22/2015	79.48805	39.04811	34.14813	1.717302	9.843595	30.30145	162.3769	11.5	12	67.86482	213.2951
12/23/2015	82.54189	40.32141	35.75567	1.778452	10.60424	31.49953	173.3737	12.3	12.3	71.59072	224.4446
12/28/2015	80.38624	39.89698	34.68397	1.737688	10.38052	30.40129	168.4202	11.85	12.3	69.1955	222.9903
12/29/2015	81.28441	39.47254	35.60953	1.768264	10.30382	30.00193	167.4295	11.7	12	70.08262	219.1122
12/30/2015	81.73348	39.04811	35.8531	1.824315	10.52782	29.75233	160.9899	11.6	12.45	70.96974	213.2466
1/4/2016	78.94917	36.50149	34.97625	1.839602	10.25902	29.95201	160.4946	11.05	12	70.52617	213.2951
1/5/2016	80.34137	39.04811	35.41467	1.849801	10.21422	29.60257	162.7236	11	12.05	71.63507	212.2771
1/6/2016	81.73348	39.47254	35.46339	1.834513	9.766231	28.75393	159.5039	11.25	12.2	73.18755	208.496
1/7/2016	81.73348	39.04811	35.65824	1.819225	9.676632	28.45441	158.5131	11.15	12.25	74.51822	211.356
1/8/2016	81.64372	40.32141	34.97625	1.834513	9.452636	27.90529	156.5317	11.6	12.4	73.18755	206.5084
1/11/2016	82.63165	40.32141	35.07368	1.809027	9.183841	26.85697	148.4079	11.15	12.15	70.96974	194.8741
1/12/2016	82.09275	37.7748	35.07368	1.783551	8.601451	24.51073	146.6246	11	11.75	72.30042	190.5113
1/13/2016	81.73348	38.58123	34.68397	1.66125	8.198256	23.46241	140.5813	10.95	11.15	72.96576	181.3008
1/14/2016	81.73348	36.58637	34.68397	1.778452	8.287857	25.10977	147.5163	11.4	11.3	74.07466	189.057
1/15/2016	75.89542	34.37931	32.49187	1.656151	7.732346	23.36257	137.7083	10.65	10.9	68.57451	184.2094
1/18/2016	75.89542	32.68156	32.49187	1.635774	7.391871	22.56385	130.8724	10.15	10.6	67.46561	178.3923
1/19/2016	75.44627	33.95487	32.88157	1.645963	7.364992	21.21601	134.7362	10.45	10.9	71.14716	180.3313
1/20/2016	70.50641	33.106	31.66374	1.579713	7.167876	20.46721	132.7547	9.85	10.4	66.17929	173.5447
1/21/2016	74.05418	35.56773	33.27129	1.579713	7.364992	21.61537	137.2129	10.4	10.8	69.1955	187.118
1/22/2016	79.26349	36.07705	35.07368	1.620486	7.839864	21.91489	140.6804	11.45	11.7	72.03428	196.8617
1/25/2016	77.01808	36.7137	35.26854	1.595001	7.974261	21.76513	136.7176	11.95	11.95	73.80852	201.1761
1/26/2016	79.30845	36.07705	36.19409	1.605199	8.063861	21.06625	141.8693	11.8	12.05	75.00614	204.5694
1/27/2016	81.59875	35.90728	36.53509	1.615387	8.216179	22.56385	142.6619	12.3	12.6	75.22793	210.3865
1/28/2016	80.61079	37.30792	35.95053	1.630675	8.243057	22.71361	143.6525	12.55	13.1	74.6513	218.1427
1/29/2016	83.52982	38.19923	37.3145	1.681637	8.484973	24.31105	147.12	12.75	13.2	78.86513	227.8379
2/1/2016	85.55077	38.11435	38.14263	1.702014	8.538732	23.61217	144.5937	12.45	12.7	79.17561	227.8379

2/2/2016	84.38315	38.19923	38.7759	1.686726	8.287857	22.01473	138.5009	12.95	12.4	78.59898	222.0208
2/3/2016	83.0808	38.70855	38.09391	1.681637	8.207218	23.31265	143.4544	12.75	12.3	77.17958	225.4141
2/4/2016	85.41604	40.15163	38.7759	1.681637	8.332656	24.41089	151.0828	12.9	12.4	78.82076	238.018
2/5/2016	86.71831	40.15163	39.1169	1.656151	8.332656	23.76193	152.5689	13.1	12.3	80.9055	233.1703
2/10/2016	87.57161	39.89698	39.75017	1.630675	7.974261	23.51233	147.2191	13.35	12.45	84.01042	227.8379
2/11/2016	84.56274	38.58123	38.7759	1.620486	7.615868	22.26433	149.4977	12.85	12.1	81.08292	222.0208
2/12/2016	84.87706	38.19923	39.16561	1.620486	7.812984	23.46241	152.5689	12.75	12.4	83.03459	236.0789
2/15/2016	87.12257	38.96322	39.75017	1.656151	7.750265	24.06145	156.5317	12.75	12.25	84.72012	242.8656
2/16/2016	88.87396	39.30277	40.77315	1.630675	8.019061	23.31265	160.3954	13	12.3	88.26861	243.3503
2/17/2016	95.65508	41.72205	42.77041	1.651062	8.350575	25.30945	163.4667	13.25	12.45	90.92997	257.6508
2/18/2016	94.89152	42.01916	41.79614	1.702014	8.377455	24.66049	162.476	13.15	12.35	90.92997	259.8322
2/19/2016	94.30785	42.86803	41.60128	1.686726	8.063861	24.01153	156.5317	12.95	12.4	91.81709	256.9236
2/22/2016	96.10384	46.51818	42.67298	1.747877	8.502892	27.40609	164.9527	13.85	12.8	92.88165	276.3141
2/23/2016	96.01483	46.94261	43.1114	1.758075	8.62833	27.50593	160.9899	13.95	12.55	93.81313	273.1631
2/24/2016	100.3704	47.11239	43.98824	1.752976	8.780648	27.45601	152.0736	14	12.65	94.92203	281.1617
2/25/2016	104.9957	47.87638	45.44965	1.752976	9.363038	27.65569	155.541	14.45	12.95	98.91407	286.0094
2/26/2016	106.8826	49.06479	45.01123	1.737688	9.587034	27.20641	164.9032	14.25	13	95.63173	282.1313
2/29/2016	105.6244	48.38569	45.30351	1.732589	9.945427	29.10337	169.51	14.25	13.3	95.1438	279.2227
3/1/2016	105.5354	49.48923	45.74192	1.7275	10.07983	30.75073	174.3644	13.95	13.2	95.80915	276.7989
3/2/2016	104.1881	49.87122	45.59579	1.702014	10.03503	32.09858	171.3923	13.35	12.8	95.36559	284.5551
3/3/2016	101.9424	49.14968	44.32923	1.702014	10.21422	35.74273	173.3737	12.95	12.8	94.47846	277.2836
3/4/2016	96.37365	49.659	42.62427	1.742787	9.945427	38.23873	175.3551	12.7	12	89.15574	273.4055
3/7/2016	94.12798	49.48923	41.74742	1.752976	9.766231	38.93761	182.2901	12.35	12.15	88.71217	271.9513
3/8/2016	97.54101	49.82877	42.28327	1.839602	9.855829	39.93602	177.8319	12.4	12	89.5993	275.8293
3/9/2016	97.45107	49.44679	42.3807	1.839602	9.766231	39.1373	180.1105	12.4	11.65	90.04286	266.8128
3/10/2016	96.77747	49.23457	42.28327	1.798839	9.318238	39.73634	177.3366	12.35	12.5	88.71217	257.8932
3/11/2016	94.75661	47.32461	42.18584	1.742787	9.139041	40.83457	178.3273	11.9	12.1	87.82505	249.1675
3/14/2016	93.85909	46.26351	41.26029	1.579713	8.959845	37.93922	173.3737	11.8	11.3	85.20804	242.3808
3/15/2016	91.56183	45.83908	40.67572	1.559336	8.717928	34.19522	170.2035	11.5	10.8	85.91774	232.6856

3/16/2016	94.09486	45.83908	41.55257	1.6001	8.870245	36.79105	174.3644	12.3	11.5	86.80486	237.0484
3/17/2016	93.64279	46.68795	41.55257	1.574624	9.228642	41.03425	179.318	12.2	11.85	87.38149	247.2284
3/18/2016	94.09486	47.11239	42.18584	1.579713	9.363038	40.1357	174.513	11.8	11.8	87.15971	250.2339
3/21/2016	93.19074	47.11239	41.89356	1.584812	9.497437	40.93442	172.8784	11.7	11.5	86.67179	254.0151
3/22/2016	93.19074	46.7304	41.40643	1.574624	9.587034	40.98433	175.3551	11.95	11.3	86.30618	254.0151
3/23/2016	90.92856	44.56577	40.43216	1.518563	9.363038	38.18882	168.9156	11.7	11.4	85.50458	249.1675
3/28/2016	92.73774	45.92397	41.21158	1.487988	9.407837	41.73313	174.3644	12.1	11.4	86.57337	252.9486
3/29/2016	89.93329	44.9902	40.43216	1.528761	9.631834	42.43201	175.3551	12.15	11.7	83.99043	252.076
3/30/2016	87.30946	44.14134	39.89631	1.503275	9.407837	42.93121	179.1694	12.15	11.5	82.47628	247.7132
3/31/2016	89.57135	44.9902	40.09117	1.554237	9.363038	41.83298	179.8133	12.6	12.25	83.99043	254.4998
4/1/2016	89.29993	43.7169	40.13988	1.610289	9.587034	43.1309	179.8133	12.65	12.3	85.32643	253.0456
4/4/2016	89.29993	44.14134	39.94502	1.610289	9.363038	38.98753	174.8598	12.45	12.1	84.70296	244.029
4/5/2016	86.49521	43.12268	38.97076	1.589911	8.915046	38.93761	171.3923	12.25	11.7	81.49654	238.5027
4/6/2016	83.14761	42.86803	37.94778	1.559336	8.870245	39.03745	171.3923	11.85	11.45	77.48851	237.2908
4/7/2016	79.66423	41.59472	36.43766	1.493087	8.422254	38.43842	169.9063	11.3	10.95	74.8165	231.2313
4/8/2016	83.23803	41.17028	37.50935	1.528761	8.395374	41.13409	177.931	11.55	11.1	77.04318	235.1094
4/11/2016	81.42858	41.17028	36.77865	1.523662	8.198256	42.03265	181.2994	11.5	10.85	74.8165	239.6662
4/12/2016	86.81182	43.29247	38.0452	1.538949	8.493933	45.72673	183.7266	11.7	10.7	78.3792	253.0456
4/13/2016	91.83324	44.56577	40.9193	1.564426	8.69105	47.6237	185.7576	12.7	11.45	86.21711	257.6992
4/14/2016	92.01425	43.7169	40.87058	1.559336	8.511853	46.52546	183.7761	12.9	11.4	85.4155	260.8017
4/15/2016	94.32135	42.86803	40.72444	1.595001	8.538732	47.07458	181.0022	12.75	11.25	85.50458	257.4084
4/18/2016	93.55219	42.86803	41.40643	1.574624	8.493933	45.3773	182.8846	12.6	11.25	88.17658	262.256
4/19/2016	96.67412	45.41464	43.35497	1.610289	9.004644	49.17122	190.2157	12.8	11.6	92.62994	279.2227
4/20/2016	97.71413	46.68795	42.57555	1.640864	9.094242	48.72193	192.6925	12.75	11.85	90.8486	286.9789
4/21/2016	99.11655	47.53682	43.16011	1.676538	9.228642	48.67202	193.6832	12.75	11.7	89.5126	283.1007
4/22/2016	96.17582	47.36704	42.18584	1.645963	9.273439	51.56738	193.7823	12.4	11.4	87.01871	281.6465
4/25/2016	92.28567	45.83908	40.28602	1.6001	8.735848	49.42082	188.2343	11.9	10.95	83.54509	268.461
4/26/2016	94.54784	45.7542	40.5783	1.6001	9.139041	51.21794	189.4727	12.1	10.9	85.4155	274.1327
4/27/2016	94.09486	45.83908	39.94502	1.656151	9.318238	53.26466	192.1971	11.9	10.95	82.20908	277.7684

4/28/2016	93.64279	46.26351	40.1886	1.651062	9.049443	54.41282	188.2343	11.85	10.7	83.72323	275.3446
4/29/2016	92.28567	45.83908	39.75017	1.66125	8.932965	54.31298	190.9093	11.75	10.85	81.31841	280.5315
5/2/2016	91.33569	44.56577	40.13988	1.610289	8.789609	53.51426	186.2529	11.65	10.8	81.54108	274.8598
5/3/2016	88.48566	44.14134	39.06818	1.564426	8.610411	50.91842	177.3366	11.45	10.45	78.64639	267.4915
5/4/2016	87.85232	44.14134	38.7759	1.569525	8.610411	51.81698	176.3458	11.85	10.65	75.88531	265.1646
5/5/2016	88.66658	44.56577	39.40918	1.589911	8.69105	50.66882	178.5749	12.4	10.65	78.73546	273.8903
5/6/2016	87.58089	43.7169	38.97076	1.595001	8.780648	51.8669	181.7947	12.8	10.5	78.20105	274.8598
5/9/2016	89.57135	43.7169	40.09117	1.589911	8.62833	48.6221	178.3273	12.6	10.5	80.16054	271.4665
5/10/2016	90.92856	44.51093	40.1886	1.554237	8.66417	51.6173	181.0517	12.75	10.3	78.11198	275.8293
5/11/2016	90.74755	45.19968	40.09117	1.574624	8.323695	51.76706	179.318	12.75	10.3	79.98239	282.616
5/12/2016	86.85713	45.63016	39.31175	1.508374	8.243057	51.31778	181.2994	12.7	10.15	79.26986	284.5551
5/13/2016	84.1428	45.19968	38.67847	1.523662	8.180338	48.57218	177.3366	12.85	10.35	78.46825	276.3141
5/16/2016	80.97614	44.76921	38.25379	1.518563	8.090739	50.16962	181.2994	12.8	10.15	77.93385	280.1922
5/17/2016	80.34278	44.33874	37.0324	1.503275	7.795064	49.22113	185.2622	12.65	9.95	75.26183	282.1313
5/18/2016	80.07136	44.33874	36.69041	1.498186	7.678586	47.1245	180.3087	12.35	9.65	75.70718	283.1007
5/19/2016	78.44282	44.9414	36.34843	1.487988	7.777146	45.52706	182.2406	11.95	9.7	74.99463	279.5135
5/20/2016	79.12138	43.04732	36.73927	1.493087	7.938422	45.22754	180.6032	12	9.8	75.70718	281.1617
5/23/2016	79.438	42.70294	36.73927	1.452323	7.938422	43.23074	178.1183	11.75	9.4	77.48851	282.1313
5/24/2016	78.39762	42.10028	36.64156	1.421747	7.571069	42.93121	178.3171	11.9	9.38	75.03916	285.0399
5/26/2016	80.07136	43.69303	37.86294	1.442125	8.063861	41.93282	186.3682	12.75	10.15	75.79623	293.7656
5/27/2016	80.97614	43.43475	38.30264	1.437035	8.198256	41.23393	182.8893	12.95	10.2	76.33063	290.857
5/30/2016	81.42858	43.90826	38.74234	1.421747	8.243057	42.1325	178.9135	12.8	10.15	78.11198	285.5246
5/31/2016	81.56429	42.61684	38.93776	1.437035	8.216179	40.08578	183.8833	13.1	10.4	78.3792	282.713
6/1/2016	80.4785	43.3917	38.3515	1.40646	8.153459	40.93442	184.8773	13.05	10.35	78.3792	284.0703
6/2/2016	82.78568	43.82217	39.08433	1.401361	8.153459	41.78305	179.4105	12.95	10.3	82.03095	286.9789
6/3/2016	81.79041	43.04732	38.98662	1.411549	8.216179	42.53185	180.305	13.2	10.85	81.94188	284.0703
6/6/2016	82.74039	44.08045	39.57288	1.401361	8.153459	42.73153	190.841	13.5	10.75	82.38722	285.0399
6/7/2016	85.68093	45.88844	40.35457	1.457412	8.314735	44.47873	198.2958	14.15	10.95	85.05923	291.8265
6/8/2016	85.59043	45.80235	40.45229	1.46761	8.601451	49.02146	201.2777	14.45	11.15	83.99043	293.7656

6/9/2016	85.72614	46.4911	40.35457	1.447224	8.744809	47.6237	199.6873	14.45	10.95	84.83656	289.9844
6/10/2016	85.22849	43.47779	40.6477	1.447224	8.708969	45.42722	195.3139	14.25	10.7	86.9541	281.6465
6/13/2016	84.27851	44.68312	40.6477	1.442125	8.64625	43.92962	191.835	14.5	10.7	86.50356	272.9208
6/14/2016	85.04758	45.19968	41.0874	1.431936	8.431213	42.28225	189.3998	14.35	10.55	87.58485	268.5579
6/15/2016	86.5857	46.06063	41.33168	1.421747	8.287857	43.23074	192.829	14.45	10.75	88.39583	264.6798
6/16/2016	86.4047	46.06063	41.18512	1.411549	8.054901	43.33059	192.332	14.65	10.7	87.99035	265.1646
6/17/2016	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
6/21/2016	88.66658	47.35205	42.79734	1.401361	8.144499	48.52226	199.2897	14.95	11.1	93.71219	276.3141
6/22/2016	90.02379	47.35205	42.94391	1.416649	8.332656	48.32258	197.7988	15	11.5	94.25284	276.3141
6/23/2016	92.19518	49.07395	43.53017	1.487988	8.592491	51.21794	209.7264	15.5	12	94.61327	285.0399
6/24/2016	88.75709	47.69643	43.04162	1.416649	8.395374	49.3709	206.7445	15.6	11.7	92.09025	279.2227
6/27/2016	87.58089	46.92158	42.4065	1.396262	8.404335	47.77346	203.7626	15.8	12.1	93.75726	271.4665
6/28/2016	92.28567	47.56728	43.96987	1.421747	8.493933	50.01986	204.2596	16.1	12.15	97.27145	281.1617
6/29/2016	94.95461	48.0408	45.1424	1.482898	8.610411	53.26466	209.2294	16.3	12.65	99.47909	286.0094
6/30/2016	94.50255	48.34214	45.09355	1.493087	8.601451	53.51426	216.6841	16.35	13.15	101.0109	280.1922
7/1/2016	94.77342	48.213	45.43554	1.544048	8.852326	56.06018	220.66	16.9	13.45	100.0197	287.2213
7/4/2016	94.95461	47.35205	45.09355	1.579713	9.139041	56.30978	217.7278	17	13.45	99.11866	288.1592
7/5/2016	94.32135	46.92158	44.75155	1.554237	9.139041	52.1165	208.7324	17.2	13	99.79447	278.9267
7/6/2016	90.83806	46.14673	44.55613	1.538949	9.004644	52.71554	205.7505	17	12.75	99.11866	276.9727
7/7/2016	91.74284	46.4911	44.45842	1.549138	9.094242	52.8653	203.5141	16.5	12.8	99.20877	275.9958
7/11/2016	90.56664	47.35205	44.7027	1.584812	9.094242	56.25986	206.7445	16.7	12.4	100.0197	276.9727
7/12/2016	91.49898	47.35205	44.11644	1.569525	9.049443	58.30658	210.7203	16.2	12.25	100.2901	281.3692
7/13/2016	93.43201	48.1269	45.09355	1.569525	8.950885	57.20834	205.502	16.3	12.05	101.8219	278.4382
7/14/2016	95.73299	49.24613	46.26608	1.549138	8.69105	59.90403	210.7203	16.65	12.2	104.7504	279.0244
7/15/2016	96.74598	49.93489	46.55921	1.528761	8.556652	60.90242	212.7083	17	12.7	106.3273	280.3922
7/18/2016	100.3361	49.93489	47.29204	1.6001	8.959845	63.44834	213.7022	17.25	13	107.6789	281.3692
7/19/2016	99.64572	49.50442	47.09662	1.559336	9.004644	63.74786	206.7445	16.6	12.6	107.6789	272.5764
7/20/2016	98.90927	49.41832	46.70578	1.6001	9.363038	62.69954	203.7626	16.35	13.25	106.7778	283.8116
7/21/2016	97.29809	49.50442	45.43554	1.6001	9.407837	62.20034	202.7686	16.25	13.4	104.5251	278.3894

7/22/2016	97.15984	49.50442	45.04469	1.579713	9.407837	63.29858	203.2656	16.6	13.2	104.6152	277.4613
7/25/2016	95.08871	48.90175	45.04469	1.645963	9.407837	61.95074	198.2958	16.25	12.9	103.579	268.6685
7/26/2016	95.5035	48.72957	44.55613	1.666349	9.273439	62.89923	204.0111	16.05	12.8	102.723	268.9127
7/27/2016	94.67487	49.50442	44.1653	1.691826	9.094242	62.64962	200.2837	16.3	12.95	101.6417	265.2491
7/28/2016	93.89231	49.07395	43.92102	1.66125	9.004644	60.30339	197.2024	16.2	12.95	100.9208	265.9818
7/29/2016	92.05127	49.07395	43.8233	1.651062	9.139041	64.64642	200.7807	16.55	13.2	101.8219	274.2861
8/1/2016	90.67053	48.29909	43.13933	1.620486	8.870245	61.35171	192.6302	16.55	13	99.11866	265.7375
8/2/2016	88.82948	47.35205	41.91794	1.549138	8.529773	59.20514	189.8471	16.45	12.8	97.31651	264.7606
8/3/2016	91.13074	47.73948	43.09047	1.574624	8.726889	62.30018	193.823	16.4	12.85	99.11866	275.605
8/4/2016	92.97179	46.92158	43.23704	1.559336	8.66417	62.89923	200.5322	16.5	12.65	99.56921	277.9497
8/5/2016	92.60357	46.92158	42.69963	1.559336	8.583531	62.10051	203.7626	16.45	12.2	98.62306	265.7375
8/8/2016	91.59106	46.4911	42.69963	1.538949	8.601451	63.39843	201.7746	16.15	11.75	98.53296	262.8066
8/9/2016	92.32742	46.4911	43.28589	1.569525	8.61937	63.64803	200.9298	16.4	11.95	98.93845	266.0306
8/10/2016	91.22282	46.79244	42.74849	1.554237	8.64625	62.30018	201.7746	16.55	12.15	100.4703	263.6859
8/11/2016	90.21021	46.66329	42.30878	1.508374	8.592491	63.49826	204.2596	16.4	12	101.3803	264.7606
8/12/2016	90.11823	46.31891	41.42939	1.487988	8.511853	63.29858	203.0668	15.9	11.55	101.8809	263.7836
8/16/2016	87.90896	46.23282	41.57595	1.493087	8.422254	66.89283	211.7143	15.2	11.4	101.9264	259.0941
8/17/2016	89.28979	46.10368	41.23397	1.523662	8.332656	68.14083	214.5968	15.55	11.95	102.3814	260.8527
8/18/2016	90.90068	46.4911	42.60192	1.544048	8.332656	69.53859	220.66	15.15	11.8	103.2915	264.2721
8/19/2016	90.02615	46.4911	42.8462	1.53385	8.377455	69.48866	215.7399	15	12.3	104.4745	260.8527
8/22/2016	91.08475	47.35205	43.48132	1.53385	8.502892	66.8429	212.1119	15.25	12.35	104.2015	254.0138
8/23/2016	93.43201	47.30032	44.263	1.569525	8.69105	68.39043	213.1058	15.5	12.65	106.7042	256.9448
8/24/2016	94.81313	47.21206	44.80041	1.579713	8.69105	67.19235	210.7203	15.75	12.35	108.2968	255.9678
8/25/2016	95.68691	47.6533	45.09355	1.595001	8.601451	67.99107	208.3348	15.7	12.35	110.0714	255.0885
8/26/2016	94.12276	47.34444	44.7027	1.584812	8.511853	67.39202	210.7203	15.45	12.4	108.6608	251.5714
8/29/2016	95.5035	47.96216	45.53324	1.579713	8.511853	70.68675	211.2173	15.5	12.55	109.8439	252.7438
8/30/2016	95.91734	48.44753	44.7027	1.538949	8.493933	69.93795	208.7324	15.2	12.65	107.4777	253.4276
8/31/2016	93.29394	47.03557	43.8233	1.544048	8.511853	67.89124	204.7565	15.1	12.75	107.7962	250.1059
9/1/2016	93.34003	46.77083	44.36072	1.554237	8.458094	68.29059	202.2717	15.35	13.15	105.5666	250.0082

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

9/2/2016	93.24795	46.77083	44.65385	1.538949	8.467052	70.88642	203.9614	15.5	13.25	106.9317	252.9392
9/5/2016	92.78773	47.38856	44.31186	1.544048	8.341616	72.98307	202.7686	15.4	12.95	105.9306	251.3271
9/6/2016	94.81313	49.41824	45.5821	1.574624	8.332656	73.83171	205.2536	16.45	13.7	108.4788	255.4793
9/7/2016	94.0304	50.03597	45.72866	1.584812	8.323695	73.53219	205.8996	16.7	14.05	108.0238	259.3871
9/8/2016	93.89231	49.81535	44.36072	1.584812	8.520813	76.07811	206.5457	16.85	14	106.2036	260.2664
9/9/2016	91.68304	48.53577	42.99276	1.569525	8.404335	71.78498	198.7928	16.55	13.95	103.0184	253.5253
9/12/2016	90.76261	48.13865	43.72559	1.549138	8.368496	73.28259	199.7867	16.65	13.95	104.2015	253.5253
9/13/2016	88.82948	48.09453	42.89505	1.482898	8.198256	68.3405	195.612	16.5	13.7	101.7899	253.5253
9/14/2016	89.74999	48.53577	42.35764	1.498186	8.198256	68.14083	195.0654	16.95	13.9	99.10519	252.353
9/15/2016	90.02615	49.32999	42.8462	1.462511	8.260977	70.48706	202.2717	17.9	14.1	100.5613	255.4793
9/16/2016	89.47385	49.28586	42.50421	1.513473	8.323695	69.88803	199.1903	18.15	14.05	99.65123	251.5714
9/19/2016	90.53246	49.06525	42.69963	1.559336	8.413294	69.3389	200.2837	18.55	14	101.5623	254.2092
9/20/2016	89.15171	49.41824	42.65078	1.559336	8.61937	69.88803	194.2205	18.6	14.05	101.4713	250.5944
9/21/2016	91.59106	49.41824	43.67674	1.538949	8.762728	71.68514	198.7928	18.85	14.4	103.2915	257.824
9/22/2016	93.52409	49.77123	45.04469	1.544048	8.950885	72.23426	200.6813	19.7	14.85	106.3857	263.7836
9/23/2016	92.32742	50.12421	45.09355	1.544048	8.950885	70.53698	195.2145	19.45	14.75	103.2915	258.4102
9/26/2016	91.08475	49.63885	44.55613	1.549138	9.139041	69.13923	193.7236	19.05	14.8	104.9751	255.4793
9/27/2016	92.51157	49.10937	44.89812	1.538949	9.363038	68.88963	193.6739	18.6	14.6	106.4766	252.5483
9/28/2016	92.97179	49.85947	45.33783	1.53385	9.766231	72.58369	204.7565	18.9	14.7	106.8407	267.0076
9/29/2016	94.35226	49.06525	45.77752	1.549138	9.542233	71.03618	211.267	19.65	14.8	107.2047	271.5994
9/30/2016	92.97179	49.41824	45.92409	1.544048	9.497437	70.73666	214.1992	19.3	14.8	108.2513	271.5994
10/3/2016	92.78773	49.68298	45.87523	1.615387	9.900629	72.98307	216.4853	19.6	15.2	107.8873	274.2372
10/4/2016	94.81313	50.30071	47.14547	1.610289	10.07983	72.48386	214.6962	19.25	15	109.2978	280.1968
10/5/2016	96.56163	49.85947	48.02487	1.615387	10.03503	75.07971	221.654	19.4	15.1	109.9349	287.3287
10/6/2016	96.56163	49.94772	47.38975	1.589911	9.945427	78.5741	221.654	19.2	15.85	109.2068	287.231
10/7/2016	94.35226	50.25658	46.80349	1.605199	10.03503	79.37283	219.9642	19.25	16.2	108.2968	288.6965
10/11/2016	93.20196	49.77123	46.85235	1.656151	9.900629	80.47108	216.6841	19.8	16.15	105.9306	287.7195
10/12/2016	93.84632	49.24174	46.85235	1.671439	9.855829	80.37123	218.672	19.6	16.4	106.2036	284.7886
10/13/2016	93.24795	49.06525	46.60806	1.656151	9.855829	82.11843	218.672	19.5	16.2	106.8407	279.9037

10/14/2016	93.70816	49.41824	46.90119	1.66125	9.855829	83.86563	218.672	19.6	16.3	109.3433	279.9037
10/17/2016	94.81313	49.68298	47.14547	1.666349	9.855829	85.96227	217.6781	20	16.35	110.3899	286.7426
10/18/2016	95.1348	48.88876	46.80349	1.7275	9.721433	88.7578	219.169	20	16.5	110.1169	285.277
10/19/2016	100.7499	48.80051	47.7806	1.752976	9.721433	89.85603	222.1509	20.8	16.9	111.7095	287.7195
10/20/2016	100.8882	49.81535	47.19432	1.717302	9.721433	90.90437	221.654	20.85	17.3	110.9359	282.8346
10/21/2016	98.95536	49.99184	46.55921	1.763164	9.990227	91.05412	218.672	21.1	18.2	110.0259	281.6134
10/24/2016	97.98846	49.77123	46.85235	1.814126	9.945427	93.64996	217.6781	21	18.9	109.2068	281.3692
10/25/2016	97.94237	49.77123	46.31493	1.824315	10.03503	91.90276	220.5606	20.9	19.45	109.4343	279.3175
10/26/2016	96.83816	50.08009	45.97294	1.829414	9.721433	92.05252	215.1932	20.4	18.95	106.8862	272.5764
10/27/2016	95.08871	50.4772	46.21722	1.809027	9.587034	91.35364	217.9763	20.45	19.3	106.7497	269.6454
10/28/2016	94.35226	50.25658	46.36379	1.773363	9.497437	89.65636	215.2926	20.75	19.3	105.5666	265.2491
10/31/2016	92.83372	50.12421	46.02179	1.702014	9.318238	87.36003	212.907	20.55	19.3	104.6565	262.1716
11/1/2016	89.10562	49.68298	45.1424	1.635774	9.049443	83.26659	213.7022	20.4	19.5	104.2015	256.4563
11/2/2016	88.36926	49.41824	44.06758	1.625576	8.959845	79.87203	206.7445	20.15	18.75	103.2915	250.5944
11/3/2016	87.81696	49.7271	42.99276	1.610289	8.780648	80.37123	208.2354	20.1	18.85	102.1084	246.198
11/4/2016	88.00104	49.41824	43.77445	1.595001	8.601451	80.12164	214.6962	20.2	19.35	102.3814	246.6865
11/7/2016	89.93407	49.7271	45.33783	1.66125	8.780648	85.46307	217.6781	20.7	19.65	103.9285	249.3243
11/8/2016	88.46124	49.19762	44.99583	1.66125	8.64625	85.46307	213.7022	20.55	19.45	102.6544	244.8303
11/9/2016	88.6454	48.80051	44.40957	1.620486	8.547691	84.86403	226.6237	20.65	19.85	103.2915	238.3822
11/10/2016	86.25207	48.53577	42.50421	1.564426	8.350575	77.17635	235.2712	20.05	19.5	99.46922	234.9628
11/11/2016	86.06799	48.35927	41.91794	1.513473	8.422254	72.53378	235.4203	19.65	19.2	96.37502	236.4771
11/14/2016	83.76664	48.09453	42.01565	1.452323	8.207218	75.07971	246.2545	19.9	19.6	96.92106	241.8016
11/15/2016	86.75836	49.41824	43.67674	1.493087	8.721317	79.0733	246.8012	20.75	19.95	98.69566	256.9448
11/16/2016	85.14747	48.62401	43.33475	1.508374	8.859021	77.37603	240.738	20.95	20	98.74117	251.6691
11/17/2016	85.74575	49.02112	43.48132	1.498186	8.859021	75.62884	239.5453	21	19.9	100.1063	244.2441
11/18/2016	84.68716	49.81535	42.89505	1.46761	8.923284	76.12803	235.0004	20.7	19.95	100.9708	248.152
11/21/2016	85.46961	50.74194	44.36072	1.554237	9.363939	79.62244	240.8015	21.5	19.85	101.6989	257.9217
11/22/2016	90.11823	50.65369	44.36072	1.595001	9.731153	81.86884	236.2243	23	20.95	103.7465	259.3871
11/23/2016	89.19771	49.41824	44.11644	1.595001	9.822956	81.31971	245.2793	22.65	22.2	102.1084	258.4102

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

11/24/2016	88.82948	49.85947	43.77445	1.610289	9.822956	81.91875	244.7817	22.2	21.35	101.8354	259.6803
11/25/2016	88.50733	49.77123	43.28589	1.610289	9.639349	80.12164	239.7567	22.1	21.25	101.7899	252.0599
11/29/2016	90.11823	51.31555	43.18818	1.6001	9.547546	77.97507	237.3189	21.8	21.4	102.3814	250.5944
11/30/2016	89.74999	51.71265	43.38361	1.630675	9.547546	86.51141	255.7273	22.25	21.4	103.7465	263.4905
12/1/2016	87.08051	52.02152	42.65078	1.559336	9.180334	84.11523	262.6926	22	21.45	102.3814	258.1172
12/2/2016	84.04277	52.41863	41.28282	1.53385	9.042628	85.21346	266.6728	22.2	21.4	99.19621	254.1115
12/5/2016	86.15999	51.88915	41.33168	1.528761	9.042628	84.0653	271.25	22.25	21.95	100.9253	256.5051
12/6/2016	85.60768	51.44791	41.03855	1.579713	9.272137	86.46148	270.852	22.8	22.05	99.19621	254.2581
12/7/2016	84.77924	51.62441	40.25686	1.579713	9.08853	86.21187	274.9814	22.8	22.05	98.74117	253.1345
12/12/2016	84.41101	50.60957	40.06144	1.595001	9.134432	87.7594	278.6133	22.25	21.9	96.42053	253.0369
12/13/2016	83.85872	50.74194	40.01258	1.579713	9.134432	87.21027	280.6035	22.7	21.5	94.73692	255.577
12/14/2016	84.50309	50.74194	40.25686	1.538949	8.978366	83.41636	273.6382	22.05	21.7	95.28296	248.152
12/15/2016	81.8336	49.41824	39.08433	1.498186	9.060988	82.46786	271.648	22.2	21.7	93.73586	240.9223
12/16/2016	81.46536	49.90359	38.59578	1.477799	9.08853	80.87043	270.653	22.05	21.7	92.37077	239.3592
12/19/2016	79.80846	48.53577	37.13011	1.411549	8.748857	77.77539	267.6679	21.55	20.5	90.18663	232.0319
12/20/2016	79.16409	48.53577	36.69041	1.426837	8.583611	78.37443	270.653	21.1	21.5	89.86813	235.4513
12/21/2016	82.75412	50.30071	38.98662	1.498186	8.895742	79.82211	272.6431	21.65	22	94.09988	239.3592
12/22/2016	80.36077	49.85947	38.44921	1.508374	8.767219	77.97507	275.5287	21.35	21.5	91.0057	233.4973
12/23/2016	81.00515	49.28586	38.69349	1.4727	8.776399	78.5741	274.4341	20.95	20.8	88.45753	234.4743
12/26/2016	81.00515	48.00629	38.74234	1.462511	8.657055	78.7738	266.1753	20.3	19.95	89.18557	227.6355
12/27/2016	81.92568	49.94772	39.08433	1.4727	8.661191	78.87363	278.6133	20.6	20.7	90.09563	239.2615
12/28/2016	82.38589	50.30071	40.40343	1.482898	8.734748	81.07011	276.1257	20.75	20.25	92.7803	246.3934
12/29/2016	85.60768	51.8009	41.72252	1.513473	9.176081	82.0685	276.6232	22	20.7	93.46284	253.0369
12/30/2016	85.60768	51.8009	41.72252	1.513473	9.176081	82.0685	276.6232	22	20.7	93.46284	253.0369
1/2/2017	89.2437	52.06564	43.57903	1.559336	9.470305	79.77219	282.5935	23.2	21.75	99.65123	266.7145
1/3/2017	90.11823	51.88915	43.8233	1.538949	9.424333	85.06371	283.5886	23.15	22.55	102.6089	268.6685
1/4/2017	89.74999	51.62441	44.01873	1.528761	9.240443	86.31171	287.0712	23.35	24.7	103.2915	266.7145
1/5/2017	90.21021	51.09493	44.45842	1.53385	9.194471	88.25859	286.5738	23	24.7	103.974	263.7836
1/6/2017	90.90068	52.06564	45.67981	1.569525	9.240443	86.0621	282.8921	23.5	24.8	103.4735	267.545

1/9/2017	89.28979	52.59512	46.21722	1.564426	9.332388	86.96068	280.6035	23.7	24.5	104.6565	283.8116
1/10/2017	90.67053	53.8747	47.68288	1.579713	9.286416	86.56131	278.6133	24.85	25	107.2047	317.4196
1/11/2017	88.09311	55.06603	47.14547	1.528761	8.918636	88.50819	282.494	25.3	24.75	106.2491	316.5403
1/12/2017	86.71227	54.27182	48.02487	1.503275	9.084137	91.20388	282.3448	25.1	24.3	105.1116	320.4482
1/13/2017	88.1851	54.18357	48.46457	1.508374	9.166887	89.55651	282.5935	26	24.85	104.6565	325.3331
1/16/2017	88.1851	57.36045	48.90427	1.508374	9.240443	90.30531	283.5886	26.35	24.7	106.2036	326.9451
1/17/2017	87.63281	54.93366	48.95312	1.523662	9.139303	89.20708	281.5985	26.7	24.25	105.5666	327.287
1/18/2017	87.44873	55.59552	49.44167	1.513473	9.102526	88.55811	285.0812	27.35	24.65	105.7941	323.3791
1/19/2017	85.42361	55.59552	49.14854	1.493087	9.02897	88.60803	284.5836	27	24.65	104.6565	318.4943
1/20/2017	87.44873	55.59552	50.41878	1.498186	9.194471	89.05731	288.5638	27.7	24.7	108.0238	328.7525
1/23/2017	90.11823	55.59552	51.59132	1.544048	9.838083	89.55651	285.5787	28.8	25.1	112.21	338.0338
1/24/2017	90.07214	54.53655	51.54246	1.528761	9.516277	88.15876	290.5539	28.55	24.6	112.9381	349.269
1/25/2017	94.44443	55.15428	50.61421	1.518563	9.838083	86.86083	293.5391	28.4	24.6	113.3476	351.2718
1/26/2017	90.39438	53.83058	49.14854	1.503275	9.516277	85.96227	290.952	28.85	24.3	111.482	342.6256
1/27/2017	91.95927	53.83058	48.46457	1.528761	9.74614	85.36323	287.0215	28.85	24.4	110.9814	340.9647
1/30/2017	89.28979	53.3011	48.07373	1.487988	9.470305	82.16835	275.3795	28.9	24.8	108.2968	326.6031
1/31/2017	89.65791	54.53655	48.318	1.493087	9.424333	81.2698	275.4292	29.5	26.75	109.1158	335.5913
2/1/2017	91.13074	57.71344	48.61113	1.493087	9.37836	81.36963	276.6232	30.25	27.15	109.0248	333.1489
2/2/2017	92.46549	59.47838	48.85542	1.498186	9.516277	80.47108	274.6331	30.95	27.7	108.7518	341.9417
2/3/2017	92.00528	60.93445	49.39282	1.513473	9.424333	82.31809	273.6382	29.45	26.7	109.2978	336.0798
2/6/2017	92.09727	60.89033	49.83252	1.549138	9.424333	80.87043	269.658	29.95	26.3	111.482	337.5941
2/7/2017	92.9258	60.44909	50.5165	1.538949	9.332388	79.42275	269.658	30.1	26.35	113.7571	327.287
2/8/2017	93.43201	61.77279	52.22644	1.53385	9.470305	80.97027	264.1354	28.85	24.9	113.3021	323.7699
2/9/2017	94.62878	64.19959	53.64324	1.53385	9.654194	80.17156	264.4339	28.7	25.4	116.9423	326.7986
2/10/2017	93.80024	63.40537	53.6921	1.544048	9.608222	82.0685	265.1802	29.15	25.35	119.2175	332.1719
2/13/2017	90.67053	62.65527	52.61728	1.544048	9.608222	82.8173	265.827	28.8	25.5	116.2143	326.3101
2/14/2017	91.82111	62.12579	52.27529	1.549138	9.516277	85.01379	264.6827	29.2	25.8	119.2175	327.4825
2/15/2017	90.30229	64.37608	53.15469	1.544048	9.654194	85.01379	263.6877	29.3	25.85	122.4026	324.3561
2/16/2017	89.47385	63.80248	51.88445	1.544048	9.654194	84.46466	260.7025	29	26	116.7603	326.7986

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

2/17/2017	90.21021	64.68494	52.95927	1.528761	9.74614	84.21507	262.6926	29.4	27	114.6672	324.8446
2/20/2017	89.74999	65.30267	53.15469	1.523662	9.838083	85.5629	259.7075	30.5	27.95	116.5783	326.2123
2/21/2017	88.59931	63.62598	52.95927	1.53385	9.608222	86.761	265.6777	30.45	27.1	117.5793	341.9417
2/22/2017	87.72488	64.06722	52.91041	1.544048	9.562249	83.56611	265.6777	29.95	27.2	118.0799	334.1259
2/23/2017	86.80435	63.4936	50.90734	1.605199	9.470305	82.86723	256.4238	28.9	26.4	115.5772	323.3791
2/24/2017	85.14747	61.59631	49.53939	1.579713	9.286416	79.5725	254.1352	28.5	26.2	113.0746	317.5173
3/1/2017	82.24782	60.44909	50.02794	1.574624	9.470305	82.96706	257.2198	29.1	26.65	115.5317	321.9137
3/2/2017	80.08462	58.9489	48.85542	1.559336	9.286416	78.32451	251.7471	28.5	26.05	111.937	315.5145
3/3/2017	83.76664	59.69899	51.10276	1.559336	9.37836	79.37283	252.7421	29.1	26.15	116.7603	322.4022
3/6/2017	83.53657	61.33156	49.88137	1.569525	9.424333	78.32451	249.6575	29.2	25.8	113.9846	326.2123
3/7/2017	83.62856	60.05198	50.02794	1.595001	9.240443	79.97187	250.752	29.2	25.4	114.0301	328.264
3/8/2017	84.59517	60.0961	50.36993	1.6001	9.332388	74.63044	246.7221	29.45	24.8	115.8047	327.1894
3/9/2017	83.16834	60.00785	49.88137	1.564426	9.093332	71.48547	237.8164	28.75	24.4	114.5762	314.0979
3/10/2017	82.38589	61.77279	50.90734	1.579713	9.010582	73.58211	243.2892	28.75	24.5	115.3952	316.4915
3/13/2017	83.26041	63.40537	52.76384	1.579713	9.13011	73.98147	246.2743	29.1	25.45	117.2153	327.287
3/14/2017	83.26041	61.77279	52.42186	1.584812	9.194471	71.0861	241.1001	29.4	24.9	116.4873	329.4853
3/15/2017	84.04277	63.27299	53.2524	1.579713	9.332388	73.38243	250.752	29.8	25.2	118.1254	339.0108
3/16/2017	86.48222	63.89072	53.83866	1.564426	9.470305	72.23426	252.2446	30.55	25.5	120.1275	355.8636
3/17/2017	86.48222	63.53773	53.15469	1.569525	9.838083	70.08771	253.0406	30.4	25.3	117.3973	353.6654
3/20/2017	87.72488	62.83176	54.96234	1.625576	9.608222	72.38403	251.7471	31.5	25.6	120.4915	361.9697
3/21/2017	86.43613	62.03754	54.81577	1.625576	9.838083	69.63843	246.5728	30.9	25.4	119.6725	354.6424
3/22/2017	86.71227	61.55219	56.03716	1.605199	9.838083	71.88482	249.757	31.05	25.7	119.627	356.5963
3/23/2017	87.67889	60.44909	57.11198	1.630675	9.838083	70.88642	247.6674	31.3	25.55	120.9011	357.5733
3/27/2017	86.52821	60.89033	58.28451	1.630675	9.74614	71.68514	249.757	32.2	25.7	119.6725	358.9899
3/28/2017	86.98843	61.50805	58.13794	1.625576	9.74614	72.88322	260.7025	33.05	26.15	119.263	364.4121
3/29/2017	87.72488	61.77279	57.84481	1.605199	9.700167	75.37924	257.8169	33.7	26.9	117.3973	360.5042
3/30/2017	88.00104	62.65527	58.04023	1.589911	9.470305	74.281	263.9364	34	26.4	118.5804	366.3661
3/31/2017	87.54081	60.89033	57.55168	1.584812	9.79211	75.57891	263.6877	33.7	26.65	121.4926	366.3661
4/3/2017	90.21021	62.56702	59.21276	1.589911	9.74614	76.17795	263.6877	33	26.85	122.8577	375.1589

4/4/2017	89.93407	61.94928	59.89673	1.610289	9.976001	76.87683	263.1901	33.7	26.9	121.4926	387.8596
4/5/2017	90.48637	62.65527	60.09216	1.610289	10.06795	74.68035	254.7322	33.7	26.5	121.9476	377.1129
4/6/2017	90.39438	62.56702	59.70131	1.605199	10.29781	74.63044	260.7025	34.85	26.7	121.4926	381.9977
4/7/2017	91.03876	62.47877	59.35933	1.630675	10.25183	74.68035	258.5134	34.55	26.2	122.6757	380.0438
4/10/2017	88.36926	61.50805	58.13794	1.640864	10.43572	76.07811	260.1054	36	26.05	120.719	382.7793
4/11/2017	89.10562	60.89033	58.28451	1.640864	10.71156	74.48068	265.1802	36	26.85	118.7624	384.7332
4/12/2017	87.08051	60.00785	57.84481	1.625576	10.71156	73.38243	252.7421	35.75	27.2	116.4873	386.1987
4/17/2017	85.83783	59.65487	58.18679	1.625576	10.66559	71.93474	247.6674	35.7	27.4	117.3973	386.0033
4/18/2017	86.06799	60.6697	58.04023	1.620486	10.52767	70.78658	246.3738	35.65	27.5	117.9434	382.9747
4/19/2017	86.52821	61.55219	58.7242	1.635774	10.20586	69.48866	244.2842	35.15	27.8	118.3984	375.7451
4/20/2017	87.26457	61.77279	58.82192	1.635774	10.38975	69.18915	249.2594	35.75	27.9	119.9455	384.9287
4/21/2017	88.36926	63.0965	59.26162	1.651062	10.43572	69.13923	246.2743	36.1	28.35	119.6725	386.8826
4/24/2017	88.36926	63.00825	60.38529	1.783551	10.52767	71.28578	248.6624	36.45	28.4	120.7646	390.7905
4/25/2017	88.09311	62.7435	59.55475	1.875277	10.52767	72.28418	252.2446	36	27.65	120.7646	387.3711
4/26/2017	87.44873	62.92	59.01734	1.814126	10.61961	71.28578	255.2298	35.05	27.1	120.355	382.9747
4/27/2017	88.1851	63.4936	59.99445	1.809027	10.57364	69.28899	245.0802	34.15	26.25	120.1275	385.1729
4/28/2017	87.44873	61.55219	59.31047	1.900753	10.57364	70.28738	241.2991	34	26.8	122.1751	392.7444
5/2/2017	86.52821	64.33196	60.18987	1.946616	10.66559	70.58689	238.8114	35.2	27	124.7233	385.0752
5/3/2017	87.1266	65.7439	62.14408	1.926239	10.52767	70.88642	237.8164	35.6	26.7	122.8577	382.9747
5/4/2017	86.06799	65.12618	61.73699	1.931328	10.52767	68.88963	231.3486	35.55	26.3	122.1296	371.1533
5/5/2017	85.79175	65.7439	62.42296	1.972101	10.38975	71.88482	237.6672	35.6	25.85	124.2228	370.274
5/8/2017	84.82523	65.03793	63.69689	1.956814	10.25183	70.98627	238.2144	35.8	25.4	124.2228	364.4121
5/9/2017	84.13485	65.12618	63.69689	1.921139	10.20586	71.88482	237.3189	35.85	26	123.7677	361.4812
5/10/2017	84.50309	65.30267	64.57886	1.987389	10.38975	74.7802	241.7966	36.75	26	125.1328	374.1819
5/11/2017	84.50309	65.92039	64.38286	1.916041	10.25183	74.43076	239.11	36.9	26	127.408	365.3403
5/12/2017	86.06799	67.50885	63.5009	1.859989	9.930028	78.02499	238.1149	37.1	26	122.8577	369.297
5/15/2017	87.1266	69.27379	64.87283	1.839602	9.930028	80.37123	245.2295	36.7	25.65	125.5878	372.2279
5/16/2017	88.00104	69.05316	66.83274	1.849801	9.79211	80.57092	247.7669	37.4	25.7	127.408	372.2279
5/17/2017	87.17259	67.50885	66.39176	1.834513	9.79211	80.0717	244.8812	37.1	25.2	125.4058	370.0298

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

5/18/2017	85.60768	67.37647	65.46081	1.758075	9.424333	69.53859	254.4834	36.5	25.5	121.5381	369.1016
5/19/2017	86.06799	69.71501	67.02873	1.778452	9.516277	72.68355	261.0878	38.2	25.75	125.5878	380.0438
5/22/2017	86.06799	69.09729	67.27372	1.758075	9.700167	71.0861	257.3783	38.5	25.3	126.0429	379.311
5/23/2017	86.98843	68.83254	66.83274	1.798839	9.74614	71.78498	256.032	38.3	25.2	126.4979	378.0898
5/24/2017	89.10562	69.27379	66.97973	1.814126	9.79211	73.73187	254.3866	38.8	25	126.4979	382.5839
5/26/2017	93.89231	71.83294	70.16458	1.819225	10.02197	72.38403	248.5031	40.75	26.05	130.1381	392.7444
5/29/2017	100.796	74.12735	70.31157	1.778452	10.25183	70.68675	244.5642	41.25	27.5	132.9593	401.5372
5/30/2017	99.41528	73.20076	70.45857	1.732589	10.4817	70.78658	245.8107	40.65	26.1	130.5932	394.6496
5/31/2017	99.41528	73.86262	70.50756	1.763164	10.66559	69.53859	244.3149	40.65	25.9	130.5932	389.8135
6/1/2017	102.315	74.03911	71.92849	1.7275	10.61961	68.68994	247.3065	41.75	25.8	130.1381	396.4569
6/2/2017	102.3611	73.24489	72.71245	1.747877	10.57364	68.88963	244.7138	41.3	25.95	134.0514	390.6928
6/5/2017	102.2689	72.09767	73.44742	1.819225	10.43572	69.3389	244.3149	40.9	25.65	141.1498	384.4402
6/6/2017	100.3822	72.18592	72.17349	1.819225	10.57364	69.28899	243.8163	40.4	25.25	139.4662	385.9056
6/7/2017	99.41528	72.36241	71.48751	1.78865	10.66559	67.89124	237.8331	40.15	24.7	136.7361	380.0438
6/8/2017	96.33213	71.47995	69.08663	1.773363	10.43572	67.74147	241.3233	40.35	24.45	135.3141	375.11
6/9/2017	93.89231	71.03872	66.78375	1.737688	10.29781	67.69154	247.3065	40.5	24.75	131.1859	368.32
6/12/2017	91.8672	71.78882	65.6568	1.722401	10.11392	66.29379	244.5642	39.45	24.4	132.195	364.9006
6/13/2017	94.07667	72.00943	65.75479	1.732589	10.20586	67.59171	248.3037	39.7	24.6	128.7548	367.2943
6/14/2017	93.06387	72.00943	65.26481	1.737688	10.11392	66.0941	243.3177	40	24.45	127.975	356.5963
6/15/2017	93.38602	71.03872	65.7058	1.722401	9.838083	66.0941	242.8191	39.6	24.2	125.9109	345.068
6/16/2017	95.87126	71.47995	66.73475	1.7275	9.884056	65.49507	248.3037	40.6	25.2	127.5163	340.867
6/19/2017	97.0225	73.68612	68.79264	1.732589	9.930028	65.49507	249.3009	41.9	25.75	129.6263	344.8727
6/21/2017	92.78773	70.11211	64.33386	1.640864	9.562249	63.09891	243.8163	38.4	24.9	130.085	333.6374
6/22/2017	93.66216	71.92118	65.46081	1.686726	9.884056	63.59811	241.8219	38.8	24.75	132.1033	349.7575
6/23/2017	93.24795	70.15624	64.67684	1.768264	9.884056	64.04739	241.8219	38.4	25.2	130.7272	353.812
6/26/2017	93.43201	70.59747	65.6078	1.803938	9.79211	65.79458	242.3205	38.7	25.4	133.5711	351.7114
6/27/2017	93.29394	70.15624	65.80379	1.799651	9.838083	64.89602	243.8163	38.4	25	132.0574	350.7345
6/28/2017	93.52409	70.59747	67.91069	1.799651	9.79211	65.29539	250.5474	38.75	25.7	135.1765	351.1253
6/29/2017	94.12276	72.18592	67.91069	1.766328	9.74614	65.89442	256.1816	38.9	25.7	136.6902	348.7805

6/30/2017	96.42336	75.27457	69.52761	1.777432	9.838083	67.09251	257.7771	39.4	26.4	140.3597	356.694
7/3/2017	98.75878	85.99656	70.55656	1.805203	9.976001	67.89124	262.0651	40	26.4	141.5065	365.3891
7/4/2017	99.22906	84.98172	71.38951	1.805203	10.25183	68.68994	261.2673	39.9	26.3	140.3597	370.1216
7/5/2017	99.55825	87.09963	70.50756	1.821869	10.43572	67.59171	265.2562	40.05	26.85	143.1118	370.1216
7/6/2017	98.71174	86.48192	69.82159	1.788546	10.4817	67.59171	265.2562	40.25	26.3	141.2771	368.1581
7/7/2017	96.87766	84.54048	69.23362	1.794098	10.52767	66.0941	260.669	40.15	26.6	140.4973	366.5873
7/10/2017	95.79601	86.2613	70.26257	1.821869	10.38975	66.99267	262.2147	38.9	26.65	139.7634	362.0221
7/11/2017	96.21927	87.27614	70.06658	1.860754	10.38975	69.13923	266.2534	38.75	26.7	137.6076	372.0851
7/12/2017	95.46682	85.59943	70.75255	1.882972	10.57364	72.38403	269.4942	38.3	26.6	140.8184	371.1033
7/13/2017	95.46682	84.71698	69.7236	1.860754	10.29781	72.13443	274.231	37.1	26	140.3597	365.2128
7/14/2017	93.58569	84.49636	67.17573	1.888525	10.29781	72.83331	274.4803	37.05	26.05	138.0663	363.2493
7/17/2017	90.10563	83.79038	66.14677	1.838536	10.02197	71.68514	275.2282	35.7	25.8	140.1304	356.8679
7/18/2017	87.00178	82.06957	63.30491	1.816317	9.654194	72.98307	277.0232	36	26.35	133.0206	355.3952
7/19/2017	86.15527	84.62872	65.26481	1.84964	10.06795	74.5306	281.71	36.7	26.2	138.9836	354.4135
7/20/2017	85.87311	84.9376	65.16682	1.84964	10.20586	74.18115	276.724	37.7	26.3	136.0021	356.8679
7/21/2017	86.5315	85.15822	65.99978	1.832983	10.29781	73.28259	274.231	38.85	26.9	139.4423	343.7124
7/24/2017	85.12066	85.82006	65.36281	1.838536	10.34378	74.48068	274.231	38.6	26.65	139.4423	344.5959
7/25/2017	85.59094	84.71698	65.7058	1.799651	10.20586	75.17955	277.7212	38.15	26.9	141.2771	347.5412
7/26/2017	87.00178	84.71698	65.55881	1.821869	10.06795	74.68035	277.2226	37.9	26.9	143.1118	345.0868
7/27/2017	87.47207	84.84935	65.16682	1.816317	10.20586	75.67875	278.7184	38	26.85	141.3689	344.5959
7/28/2017	87.94234	85.59943	65.75479	1.821869	10.11392	76.87683	281.71	39.1	26.5	144.2127	364.231
7/31/2017	86.06123	82.95205	63.30491	1.827422	10.11392	77.47588	278.7184	38.5	26.8	141.2771	350.4865
8/1/2017	84.65038	82.15781	63.74589	1.816317	10.11392	76.87683	270.5912	38.7	26.75	141.2771	344.5959
8/2/2017	87.47207	82.95205	63.5009	1.821869	10.43572	78.92355	269.4444	39.4	26.6	141.0477	355.3952
8/3/2017	87.84828	85.82006	63.89288	1.810765	10.52767	77.8253	253.2897	39.8	26.8	143.0201	347.0504
8/4/2017	87.56611	87.18789	64.38286	1.805203	10.43572	77.72546	253.2897	40.05	26.85	142.7449	339.6872
8/7/2017	89.13076	88.24685	64.43185	1.777432	9.930028	78.47427	249.6499	39.4	26.8	142.1945	335.7601
8/8/2017	88.50948	88.24685	64.38286	1.760775	10.11392	77.92515	248.4533	38.5	26.75	142.1945	326.9244
8/9/2017	86.02434	86.48192	63.25592	1.738557	10.02197	77.87523	248.7026	37.5	26.35	138.0663	327.9061

8/10/2017	88.12715	85.59943	63.84389	1.721891	10.11392	75.32931	247.3065	37.85	26.15	138.0663	340.178
8/11/2017	89.36972	88.59983	66.19578	1.727443	10.11392	75.02979	247.3065	39.25	27	139.6258	350.4865
8/14/2017	93.57536	91.77673	71.53651	1.716339	10.38975	72.23426	236.9356	42.5	28.15	150.5427	350.9773
8/15/2017	91.09021	90.89426	70.55656	1.716339	10.52767	72.73346	233.3456	42.6	27.8	150.772	346.5595
8/16/2017	91.37695	91.3355	71.48751	1.766328	10.66559	74.18115	233.8442	43.15	28.5	150.9096	341.6507
8/17/2017	88.89182	93.54166	70.55656	1.760775	10.8035	73.08291	235.3401	41.9	28.7	149.5335	340.6689
8/18/2017	89.4653	95.48309	72.32048	1.749662	10.75753	76.67715	236.3373	41.5	29.8	155.0378	343.6142
8/22/2017	90.89904	93.9829	72.02648	1.732995	10.8035	77.17635	233.5451	40.55	29.95	156.4139	342.6324
8/23/2017	93.57536	91.159	75.65231	1.732995	10.94142	78.47427	234.2431	41.2	30.3	162.1935	346.9521
8/24/2017	95.05689	89.87942	75.75031	1.710777	10.94142	78.67395	232.847	43.05	30.9	164.6704	346.9521
8/25/2017	96.82517	90.98251	76.14229	1.727443	10.75753	78.5741	233.8442	42.6	30.5	167.6977	356.1806
8/28/2017	96.15608	94.60063	76.14229	1.721891	10.71156	77.57571	232.2487	43.35	30.8	171.0921	348.5229
8/29/2017	94.57897	93.67403	76.04429	1.727443	10.57364	78.22466	233.6448	42.85	30.65	169.716	348.5229
8/30/2017	95.96492	95.61546	76.77926	1.744109	10.94142	76.12803	233.6947	42.7	30.8	165.1291	349.0138
8/31/2017	96.06051	92.39446	77.61221	1.766328	10.84948	77.17635	230.6532	42.7	30.5	167.4225	344.5959
9/1/2017	96.0127	93.54166	77.9062	1.805203	10.75753	79.97187	230.2045	43	30.7	169.6701	339.3926
9/4/2017	94.48339	93.01218	77.12224	1.816317	10.75753	80.67075	231.5008	43.3	31.6	166.7345	339.9326
9/5/2017	94.48339	93.01218	77.12224	1.816317	10.75753	80.67075	231.5008	43.3	31.6	166.7345	339.9326
9/6/2017	94.48339	93.01218	77.12224	1.816317	10.75753	80.67075	231.5008	43.3	31.6	166.7345	339.9326
9/7/2017	94.48339	93.01218	77.12224	1.816317	10.75753	80.67075	231.5008	43.3	31.6	166.7345	339.9326
9/8/2017	94.48339	93.01218	77.12224	1.816317	10.75753	80.67075	231.5008	43.3	31.6	166.7345	339.9326
9/11/2017	94.48339	93.01218	77.12224	1.816317	10.75753	80.67075	231.5008	43.3	31.6	166.7345	339.9326
9/12/2017	95.29584	95.21835	75.26033	1.860754	11.67698	83.66596	237.4342	41.8	30.6	159.6248	338.7054
9/13/2017	95.29584	93.9829	77.12224	1.888525	11.86087	83.66596	237.4342	41.6	31.5	161.8265	342.1906
9/14/2017	95.29584	91.77673	76.09329	1.871858	11.49309	83.66596	237.4342	41.5	31.2	161.5054	345.4795
9/15/2017	95.29584	92.26209	76.63226	1.84964	11.49309	83.66596	237.4342	41.4	31.1	161.643	340.178
9/18/2017	95.29584	93.10043	77.9062	1.882972	11.40114	83.66596	237.4342	41.8	30.95	164.2117	341.0616
9/19/2017	108.9642	93.54166	80.35608	1.87742	11.58503	85.36323	248.6029	41.7	31.7	165.496	341.3562
9/20/2017	107.3392	92.87981	80.11109	1.866306	11.53906	88.85764	246.3093	41.7	32.35	166.5051	338.7054

9/21/2017	108.4862	92.87981	80.99305	1.860754	11.67698	88.009	246.8079	42.6	32.3	171.5508	340.6689
9/22/2017	109.4899	92.65919	83.44293	1.927409	11.58503	88.35843	247.8051	43.15	33	180.6328	347.5412
9/25/2017	108.534	92.57095	84.42288	2.010722	11.53906	89.70628	249.1015	42.85	32.8	176.8716	347.1485
9/26/2017	109.0597	93.85053	86.1868	1.994055	11.35517	89.35684	249.0516	43.2	33.45	178.9816	368.8944
9/27/2017	107.9127	93.54166	84.76586	2.116262	11.67698	87.21027	247.3065	43.2	33.3	176.1377	379.1537
9/28/2017	109.681	94.5565	86.87276	2.166251	11.72295	86.71107	248.0045	43.65	33.7	181.1374	377.7302
9/29/2017	113.0742	94.42413	87.41174	2.199574	11.99878	86.761	246.3093	45.35	34.5	186.4582	382.1481
10/2/2017	114.9381	94.20351	88.0977	2.160699	11.95281	86.86083	245.4617	46.05	35.55	191.458	393.1928
10/3/2017	116.0851	95.79195	89.02866	2.299553	11.95281	91.40356	246.0101	46.1	36.15	195.9532	392.3092
10/4/2017	115.9895	95.83608	89.95962	2.288448	11.76892	89.35684	242.8689	45.6	36.05	196.0449	386.0751
10/5/2017	118.0445	97.3804	91.57653	2.410645	11.86087	91.5034	244.1653	46.7	37.05	195.9073	391.0329
10/6/2017	116.8497	97.60102	91.62553	2.44953	11.67698	89.65636	241.1238	47	36.95	196.4577	383.3262
10/10/2017	118.4268	96.76267	90.69458	2.482853	11.99878	90.7546	238.9799	46.75	36.8	196.3201	387.7441
10/11/2017	117.71	96.01257	90.3026	2.382874	12.09073	90.85444	236.8358	47	36.7	196.1825	387.4005
10/12/2017	119.3349	96.80679	91.62553	2.471748	11.99878	90.05571	236.6364	47.45	37	197.7421	386.8114
10/13/2017	121.3899	96.89505	92.94847	2.460634	11.86087	90.65476	238.7804	46.95	36.8	200.4942	389.5603
10/17/2017	119.8128	96.18906	93.19345	2.377322	11.63101	90.7546	234.3429	44.65	36.55	200.1731	388.6767
10/18/2017	119.0003	96.6303	90.89056	2.355103	11.49309	90.15556	230.4039	44	36.3	198.2466	387.6459
10/19/2017	119.3349	99.54245	91.91952	2.388427	12.1367	90.20548	230.9025	44.9	36.8	198.8429	391.7202
10/20/2017	119.6694	97.51276	92.50748	2.466187	12.18267	89.90596	229.8554	46.45	36.5	199.4392	394.3709
10/23/2017	124.4007	103.69	97.30926	2.621716	12.1367	88.55811	228.1103	48.6	37.25	215.4476	414.546
10/24/2017	124.3052	104.043	98.09321	2.727257	12.1367	90.50501	232.498	49.45	38.75	215.1265	412.288
10/25/2017	124.2096	103.2488	97.21126	2.882776	11.95281	91.65316	227.6117	48.5	38.25	214.943	426.9651
10/26/2017	125.261	105.2344	96.77028	2.849453	12.1367	90.50501	231.7003	48.6	38.75	218.2456	425.2962
10/27/2017	124.9264	102.234	94.46739	2.782798	12.20435	93.84963	234.6919	47.15	38.05	212.7872	423.8235
10/30/2017	123.7794	102.0134	94.81037	2.671705	12.53547	92.90115	240.3759	46.95	37.1	206.4113	423.6272
10/31/2017	124.5919	102.234	95.39835	2.71059	13.19772	93.50019	241.9715	48.25	38.4	204.7142	427.4561
11/1/2017	120.4341	105.3226	93.63443	2.732809	13.52885	94.84803	241.074	48.25	39.05	195.9532	422.5964
11/2/2017	118.5702	105.8962	91.52753	2.810569	13.48154	94.04931	268.497	48.55	39	192.4671	425.3943

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

11/3/2017	119.0003	104.7049	91.33154	2.849453	13.71806	94.19907	267.1508	47.45	39.65	192.2378	425.5416
11/7/2017	116.9453	102.4105	92.55648	2.777246	14.2384	93.10083	266.8018	47.15	39.05	194.8523	429.3705
11/8/2017	117.8533	102.8076	91.77253	2.782798	14.71144	94.9978	262.3144	46.45	38.65	195.4027	426.8179
11/9/2017	117.5188	102.6311	93.53643	2.705038	14.28571	94.69827	261.1676	46.7	38.25	194.9899	415.8713
11/10/2017	116.3718	101.7045	90.54759	2.499519	13.43424	92.65156	257.9766	45.35	37.1	190.2195	397.0216
11/13/2017	112.883	98.83647	88.88166	2.599498	13.15042	92.5018	255.334	43.9	36.6	184.3024	396.5799
11/14/2017	108.5818	96.85092	85.25584	2.482853	12.48817	84.91396	250.348	42.1	35.6	159.533	384.8479
11/15/2017	114.508	100.6455	87.16675	2.466187	12.81929	85.46307	247.7054	43.7	38.5	164.2576	381.2154
11/16/2017	116.6108	103.9989	93.97742	2.516186	13.33963	87.45987	246.06	45.45	38.8	173.7525	396.5799
11/17/2017	118.9047	103.2488	93.53643	2.488405	12.9139	88.70787	248.7524	45.4	37.95	167.1014	394.42
11/21/2017	122.2023	107.5729	97.94622	2.549509	12.77199	87.26019	253.9705	45.35	37.65	159.3954	395.4508
11/22/2017	119.526	106.5581	96.77028	2.516186	13.00851	88.40836	255.9161	46.7	37.85	160.3128	395.5981
11/23/2017	116.563	108.4554	96.62328	2.543956	12.81929	88.55811	255.1179	46.75	37.25	165.6336	399.5742
11/24/2017	119.526	108.4554	96.5743	2.549509	12.77199	89.20708	253.6213	46.5	39.5	167.1473	395.0091
11/28/2017	119.4782	106.4698	95.34935	2.366208	12.34626	88.35843	249.381	45	38.35	164.3952	384.9461
11/29/2017	118.4268	107.1317	95.49634	2.382874	12.44086	85.46307	249.4808	44.75	39.3	165.0832	383.0808
11/30/2017	115.7983	106.3816	97.40725	2.37176	12.58278	84.81411	251.3764	44.3	39	163.3402	384.5042
12/1/2017	113.9822	109.8673	98.04422	2.338438	12.53547	85.36323	254.3197	44	38	162.3311	388.9713
12/4/2017	114.6991	110.6615	99.26916	2.299553	12.25165	86.01219	260.306	43.2	37.45	165.6795	390.0512
12/5/2017	116.4674	111.7646	99.71014	2.282896	12.01513	84.16515	255.1678	42.75	37.75	167.5143	376.6502
12/6/2017	118.7614	113.1325	100.6411	2.26623	12.01513	85.06371	249.9297	43.7	38.35	179.8072	380.3809
12/7/2017	120.5296	113.0442	104.3159	2.388427	12.48817	83.86563	252.7733	44.3	40.5	182.5594	377.632
12/11/2017	123.4449	112.9118	109.2157	2.366208	12.34626	83.16676	263.0498	44.35	42.2	189.8526	375.0303
12/12/2017	127.2682	114.3679	109.7056	2.310667	12.29895	82.61762	267.34	44.6	42.2	191.6414	371.496
12/13/2017	130.5658	116.7506	108.9707	2.277334	11.96783	82.11843	266.6915	44.4	42.6	187.9719	368.9926
12/14/2017	132.7642	116.0446	111.2736	2.260677	12.01513	82.41795	263.5486	44.2	43.15	185.9537	372.4287
12/15/2017	133.72	116.9271	110.8816	2.26623	12.10974	82.86723	262.7006	44.7	42.9	184.2565	362.0712
12/18/2017	135.6317	118.5155	111.8615	2.299553	12.06243	84.01539	269.2856	44.35	42.65	187.1922	364.8692
12/19/2017	140.602	120.8982	115.2914	2.471748	12.44086	84.86403	270.3831	46.65	44.05	190.8617	363.642

12/20/2017	140.7454	124.1633	115.2914	2.538404	12.48817	85.5629	275.1223	46.95	45.5	190.8617	380.6754
12/21/2017	143.9474	123.7662	113.8214	2.455082	12.67738	89.65636	282.7548	48.3	45.35	192.4671	387.0569
12/22/2017	144.3775	123.5897	114.8014	2.421759	13.05581	89.50661	284.1516	48.7	45.25	193.5221	395.5095
12/26/2017	146.3369	124.1192	116.7123	2.627269	13.10312	92.10243	291.2854	49.2	45.15	195.9532	394.2273
12/27/2017	145.859	122.4648	118.5252	2.616164	13.19772	91.85284	287.8931	49.15	43.9	196.7788	399.5534
12/28/2017	150.0647	125.696	121.9061	2.60505	14.00188	95.2474	296.8727	50.15	45.35	200.907	416.3206
1/1/2018	147.1972	124.4672	121.2201	2.621716	14.28571	95.39716	294.3284	49.9	45.75	199.0723	415.9754
1/2/2018	150.3036	126.5151	121.955	2.738361	14.94796	98.29251	295.9248	51.2	46.6	198.6595	428.2056
1/3/2018	148.4875	126.9247	121.0731	2.716142	15.4683	100.3392	300.4644	51.8	46.8	198.9805	434.1235
1/4/2018	152.3586	129.1092	127.2958	2.699476	15.5156	102.7853	307.2989	51.85	47.35	200.4942	433.6797
1/5/2018	154.796	131.2936	127.1488	2.693924	15.32639	104.4826	313.2353	52.3	47.25	201.5951	425.8385
1/8/2018	156.5643	134.6157	125.3359	2.693924	14.99526	107.2781	314.233	53.4	48.3	199.8521	443.0496
1/9/2018	154.796	134.0241	124.2579	2.649487	14.85335	106.2797	311.9882	53.1	48.05	197.6045	450.7428
1/10/2018	150.6382	132.5223	125.0419	2.588393	14.56953	102.8352	305.902	51.8	47.8	191.6873	440.4852
1/11/2018	151.6418	134.1607	126.6098	2.621716	14.56953	106.9786	319.2715	52.7	49.6	195.8614	456.1674
1/12/2018	156.6599	133.5235	130.3336	2.63283	15.08987	107.328	323.6116	53.95	50.15	198.6595	464.1072
1/15/2018	162.9683	133.2505	134.8904	2.682819	15.4683	108.7258	330.7454	56	53	198.5677	485.2142
1/16/2018	161.2	134.7068	134.1554	2.671705	15.65751	110.2234	318.9722	54.95	53.25	201.7785	475.5484
1/17/2018	161.0567	134.2062	134.0575	2.660601	15.65751	114.1172	326.8542	54.25	54.7	202.2831	474.4634
1/18/2018	160.4832	136.3451	135.9194	2.86611	15.98864	114.1671	328.0016	54.5	55.3	203.1546	476.3868
1/19/2018	157.1855	134.4792	134.1554	2.849453	15.75212	114.6663	330.3961	53.4	55.85	199.4851	466.573
1/22/2018	155.0828	137.5283	131.3136	2.799464	15.75212	115.7146	341.0718	53.8	57.4	200.4025	476.2388
1/23/2018	156.7554	139.1212	131.8036	2.805017	15.89403	115.0157	348.854	53.85	57.5	196.1366	493.0554
1/24/2018	159.7185	142.1702	131.8526	2.86611	16.27246	128.0948	352.1465	55.15	59.5	198.3842	510.8583
1/25/2018	160.531	138.3475	130.8726	2.916109	16.27246	129.9917	351.6975	55.3	61	196.3201	511.5487
1/26/2018	158.4759	137.4373	127.9328	2.877224	16.41437	135.2832	355.7882	55.25	62.1	196.6412	503.0171
1/29/2018	156.851	133.7056	125.6299	2.843892	16.17786	134.784	348.5547	55.05	60.05	190.7699	478.7046
1/30/2018	154.8438	131.1571	126.9528	2.771684	16.27246	129.842	342.4187	54	58.25	191.0452	465.4387
1/31/2018	158.5237	135.799	131.6566	2.821683	16.08325	131.4893	339.226	55.2	61.05	194.5312	471.5539

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

2/1/2018	153.6968	135.1619	131.0686	2.805017	15.79943	135.0836	345.0128	54.65	59.65	187.605	468.6442
2/2/2018	143.4217	129.6098	121.8081	2.638382	15.04257	129.4426	327.5027	50.25	56.05	181.8713	448.8194
2/5/2018	138.5948	126.2421	117.9862	2.505071	14.1438	123.5021	321.3668	48.75	53.25	174.7157	432.6933
2/6/2018	144.2341	128.9726	123.964	2.471748	14.38031	129.4426	324.5096	51.9	56	182.7887	441.2742
2/7/2018	141.9402	126.4241	122.053	2.460634	15.08987	125.1495	319.2715	50.3	56.1	182.1007	432.1016
2/8/2018	138.2602	125.8325	120.2401	2.427311	15.04257	123.8516	316.428	48.55	55.35	178.2018	428.0577
2/9/2018	137.4478	125.0132	115.6834	2.360656	14.47492	122.5037	311.2897	47.95	53.5	175.2203	416.074
2/14/2018	151.9285	127.7257	124.7479	2.432864	14.33301	126.7469	325.7068	49	56.95	183.8437	451.088
2/15/2018	155.3217	126.4408	130.6276	2.499519	14.04919	126.7969	319.97	49.45	56.65	192.7423	444.8249
2/16/2018	158.4759	129.4865	131.9016	2.493967	14.33301	127.0464	333.539	51.6	57	200.7694	453.3565
2/19/2018	153.5534	138.5282	130.8726	2.493967	14.1438	132.5876	344.9629	52.6	58.4	207.1911	460.7045
2/20/2018	156.3731	131.6279	129.9417	2.438416	13.95458	134.2349	334.2374	51.65	57.05	200.9988	455.0332
2/21/2018	157.4245	130.6762	131.0686	2.44953	14.09649	133.8855	331.8428	52.55	58.6	204.8518	459.3237
2/22/2018	158.7149	126.8691	131.3136	2.493967	13.90728	135.6327	347.557	52.55	58.2	207.8792	467.7073
2/23/2018	156.1342	126.3933	128.1288	2.455082	14.00188	139.177	349.5525	51.05	57.55	207.8333	463.0716
2/26/2018	153.1233	130.1527	126.4628	2.438416	13.90728	144.6183	365.7156	52.1	57.7	210.1267	473.4771
2/27/2018	151.8807	130.6762	124.2579	2.360656	13.48154	143.8695	358.3823	51.15	57.3	210.8607	469.9758
2/28/2018	151.9763	127.9637	126.5118	2.366208	13.62346	143.0708	350.0513	51.8	57.95	211.2735	463.4168
3/1/2018	146.2414	124.0615	121.2201	2.305115	13.38694	139.5264	358.4322	49.75	57.1	208.4754	454.8359
3/2/2018	144.8076	120.8731	120.4851	2.393979	12.81929	141.9725	358.2326	48.95	55.55	199.3475	445.8605
3/5/2018	143.2783	120.4448	121.5631	2.382874	13.05581	149.161	357.1352	49.2	55.1	200.0355	445.7126
3/6/2018	147.8185	124.0615	125.2379	2.488405	13.90728	151.3076	359.4299	50.6	56.85	202.2372	454.7866
3/7/2018	144.4731	127.4878	123.033	2.493967	13.90728	145.9661	357.5841	50.3	57	201.0905	450.0523
3/8/2018	142.8004	132.4845	122.641	2.477301	13.90728	144.3188	364.9673	51.25	58.75	200.9988	447.9811
3/9/2018	146.2414	135.0067	127.0998	2.466187	13.90728	148.2625	375.9921	52	60.2	204.76	448.6715
3/12/2018	148.8699	131.961	132.8325	2.399541	14.00188	147.9629	370.754	51.65	60.15	208.6589	440.3865
3/13/2018	147.3884	128.2968	129.5987	2.321771	14.09649	144.8679	360.4775	52.7	60.6	205.0811	440.3865
3/14/2018	150.4948	130.0099	129.2557	2.316219	13.90728	146.3156	359.6295	52.7	59.75	201.962	431.6577
3/15/2018	153.41	130.343	129.6477	2.321771	13.24503	141.7728	354.3415	52.35	59.85	203.2923	432.2495

3/16/2018	152.3109	129.8196	129.5987	2.310667	13.10312	142.7713	357.185	51.6	59.2	202.5125	428.5015
3/19/2018	146.4803	125.2036	124.9439	2.26623	13.00851	137.929	356.4866	49.8	58	198.9805	420.5617
3/20/2018	145.4767	125.1084	127.9818	2.26623	13.05581	138.578	361.4753	50.35	57.1	197.2375	425.5919
3/21/2018	148.2486	123.4904	130.7256	2.305115	13.52885	146.9146	376.042	50.25	57.05	203.6133	438.4139
3/22/2018	145.9546	123.6332	128.8147	2.271782	13.76537	142.322	339.7249	49.75	57.6	200.1731	425.1481
3/23/2018	144.4731	121.92	125.5809	2.260677	13.33963	144.169	334.836	49.25	57.05	198.9805	416.9617
3/26/2018	145.9546	122.2055	127.6388	2.26623	12.8666	145.5168	347.4572	49.55	57.9	201.0905	434.518
3/27/2018	146.2892	119.3503	129.0107	2.249563	12.48817	140.4749	341.4709	48.7	57.1	199.3016	424.9508
3/28/2018	144.4253	118.8268	128.6677	2.244011	12.8666	137.7793	337.1308	48.25	56.8	197.4669	426.0851
4/3/2018	149.1566	115.6384	131.3136	2.21624	12.9612	136.5313	349.303	47.55	57.45	202.8794	428.8467
4/4/2018	147.8663	115.686	131.2646	2.221793	12.9139	136.6311	349.6023	47.9	57.6	202.1914	423.57
4/5/2018	150.2558	116.8281	131.8526	2.18847	13.48154	141.1738	359.38	48.8	58.45	204.5307	427.3672
4/6/2018	149.3956	119.7785	131.7546	2.182908	13.05581	139.7761	351.2486	48.35	58.15	201.8703	423.3727
4/9/2018	147.245	118.9696	131.1176	2.316219	13.57615	134.4845	355.1896	48.25	58.1	200.8153	428.1563
4/10/2018	149.3956	119.6834	132.9795	2.366208	14.00188	140.3252	366.6634	47.55	57.65	203.0629	437.4769
4/11/2018	149.1088	120.7779	130.0397	2.377322	13.85997	144.3687	372.8493	46.85	57.05	201.1823	440.4852
4/12/2018	147.9141	118.922	132.1955	2.410645	13.76537	143.3204	375.593	47.65	58.8	201.5033	445.4167
4/13/2018	147.1972	118.4461	129.8927	2.393979	13.71806	139.3767	367.9106	47.45	58.25	199.164	445.6139
4/16/2018	143.3739	117.8275	126.5118	2.399541	14.00188	134.5345	369.2574	46	57.05	196.1825	436.0468
4/17/2018	145.9546	117.6371	131.7546	2.438416	14.2384	137.2301	370.6044	47.6	56.2	202.7418	449.4112
4/18/2018	146.1458	116.6378	131.4606	2.477301	14.52223	142.7713	378.0873	46.8	56.3	200.9529	452.5674
4/19/2018	145.4767	117.9226	130.1867	2.432864	14.85335	145.0176	379.0851	46.25	57.5	201.5951	456.8579
4/20/2018	144.8554	116.1619	128.0308	2.410645	14.66414	144.9178	379.5839	45.85	56.75	197.2834	450.9893
4/23/2018	147.006	116.9233	128.2757	2.393979	14.66414	143.0708	380.8311	45.7	55.8	199.0264	453.5537
4/24/2018	146.7193	116.6853	129.3047	2.355103	14.00188	140.6247	380.1326	46.25	56	197.9714	447.6359
4/25/2018	142.6092	115.5432	122.788	2.321771	13.95458	137.4298	376.7903	45.35	54.85	187.7884	445.6139
4/26/2018	140.8887	116.6853	121.0241	2.238459	13.90728	145.3671	385.8197	45.15	54.5	182.5594	453.603
4/27/2018	143.3261	117.066	125.8259	2.238459	14.2384	145.0176	383.5748	45.15	54.05	182.2841	450.2989
5/2/2018	138.4036	117.066	120.0441	2.160699	14.52223	146.665	408.1687	46.75	55.55	181.7796	435.3071

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

5/3/2018	142.4659	118.5413	116.9573	2.1107	14.52223	154.8519	439.0982	46.9	55.1	186.2748	440.2879
5/4/2018	134.1502	116.3522	112.7435	2.127367	14.2384	149.2109	421.9373	46.4	52.6	167.7895	427.4166
5/7/2018	126.7385	113.2114	108.2925	2.121814	13.38694	152.4557	426.7264	44.3	51.15	163.7071	431.8056
5/8/2018	121.8082	105.5498	103.1098	1.988503	13.05581	155.1015	434.0098	42.1	48.75	150.5427	426.1837
5/9/2018	124.66	106.8822	112.7347	2.082929	14.52223	170.4769	440.6446	45.65	50.25	157.0561	448.0797
5/10/2018	131.6688	106.7395	119.2994	2.116262	15.37369	185.7524	444.8849	49.95	52.7	166.9639	471.8991
5/11/2018	132.7805	101.8855	115.4001	2.244011	15.4683	194.5383	469.0298	50.6	52.05	168.2845	495.2745
5/14/2018	129.977	106.216	110.9085	2.277334	16.7928	207.817	484.1454	52.85	53.4	170.7842	505.5321
5/15/2018	133.2639	108.643	109.1809	2.432864	17.07662	203.7735	467.4334	52.5	54	172.435	473.7237
5/16/2018	142.3029	105.0739	111.3527	2.488405	16.36707	206.4692	479.3064	52.7	55.1	184.1319	477.7183
5/17/2018	139.5477	107.5961	113.9687	2.399541	16.65089	199.5802	490.8301	52.85	55.75	190.4048	485.5594
5/18/2018	135.9224	107.7864	112.8828	2.338438	16.8401	196.4852	495.3024	53.2	59.15	187.5749	488.2224
5/21/2018	135.149	108.9761	112.9815	2.355103	16.50898	193.2404	487.4914	52.45	58.4	187.2448	483.5375
5/22/2018	134.5207	108.0244	110.1681	2.316219	16.41437	190.1945	475.0057	52	58.25	186.3486	472.2936
5/23/2018	129.107	105.9781	107.0091	2.221793	16.27246	183.9529	475.9546	51.4	58	184.2734	469.236
5/24/2018	126.4001	105.5022	106.3181	2.294	15.94134	158.6369	470.4609	51.35	60	186.7259	464.0579
5/28/2018	122.9682	100.0296	102.4188	2.199574	15.89403	138.0645	448.8856	49.95	60.1	181.3963	439.7454
5/29/2018	117.0712	103.3132	101.5797	2.160699	15.27908	148.9998	452.4815	48.8	57.35	178.8494	458.7812
5/30/2018	115.1377	103.4083	103.2579	2.121814	15.75212	149.6989	465.2668	48.85	57.45	179.1796	445.7126
5/31/2018	115.9111	104.3601	104.4425	2.160699	15.56291	149.7488	450.5837	47.9	55.35	185.4053	447.5373
6/1/2018	116.5395	105.1691	104.8374	2.105148	14.99526	126.9794	454.4792	48	55.9	183.0942	449.5099
6/4/2018	121.6631	104.6932	112.2905	2.1107	14.66414	133.97	442.0934	48.3	56	186.8674	442.803
6/5/2018	135.9708	108.1195	118.3616	2.249563	15.42099	128.8768	447.4373	50	57.5	196.2533	448.8194
6/6/2018	134.1823	107.5961	117.0783	2.294	16.08325	125.8809	452.6813	49.05	57.4	191.7726	433.433
6/7/2018	131.6688	109.4044	117.3251	2.26623	15.98864	120.3383	458.4746	48.5	57.7	191.0651	446.6989
6/8/2018	140.5144	112.1169	125.7654	2.349551	16.88741	122.9348	466.915	50.6	60	196.3948	455.2304
6/11/2018	143.9463	113.497	126.4564	2.332885	17.17123	129.526	483.6458	51.55	61.4	201.2527	465.3401
6/12/2018	139.2093	112.2121	119.4968	2.227345	16.7455	125.9308	471.4597	50	59.65	195.1213	450.0523
6/13/2018	139.9827	111.0224	116.3872	2.166251	17.36045	126.7297	478.4518	50	59.75	189.9803	453.5537

6/14/2018	131.2821	116.1143	113.0309	2.177356	17.97539	132.7716	515.8589	49.8	59.1	181.0661	472.984
6/15/2018	135.6808	118.0178	112.7347	2.177356	17.97539	133.4707	502.7239	50.45	60	174.2744	474.4634
6/18/2018	120.2131	108.5478	102.1226	2.03294	16.93471	127.5786	480.5493	45.4	56.5	155.0311	440.0413
6/19/2018	128.7686	115.1149	107.0091	2.155137	18.0227	134.1198	486.5924	48.6	58.3	169.5107	459.4222
6/21/2018	139.161	114.877	114.1168	2.310667	19.63102	128.9268	479.7502	49.6	59.65	190.4991	463.762
6/22/2018	132.8772	110.3086	109.1316	2.244011	20.05676	128.3775	493.3347	47.55	55.45	183.8961	451.7291
6/25/2018	122.7749	107.4533	100.8393	2.160699	18.73225	129.3263	475.5051	45.45	53.95	173.0009	417.8
6/26/2018	122.6299	106.5967	100.3951	2.160699	18.73225	131.1738	480.4495	44.65	53.6	169.2749	411.3891
6/27/2018	110.0624	101.8379	89.43752	1.888525	17.50236	132.4221	499.9271	41.2	50.4	153.1445	384.0683
6/28/2018	117.7962	105.0263	98.6182	1.899629	18.25921	137.8149	515.759	42.2	52.4	166.9167	391.4164
6/29/2018	115.4277	97.60262	93.83043	1.777432	19.53641	144.0565	521.3526	40.95	47.25	157.578	384.6601
7/2/2018	107.3072	92.9866	92.69518	1.816317	19.15798	142.3088	515.5093	38.85	43.9	155.0311	370.5559
7/3/2018	116.9745	97.60262	98.51949	2.021836	19.11068	140.4613	507.918	42.2	49.2	175.4064	401.1808
7/4/2018	118.908	98.98267	100.1483	2.060711	19.3945	147.4519	504.8715	43.8	50.5	173.3783	416.222
7/5/2018	119.3913	97.12676	100.1483	2.088482	19.96215	143.8567	523.3503	42.8	47.05	178.7551	415.285
7/6/2018	116.9262	96.31775	100.0002	2.077377	20.48249	145.5045	527.5955	41.85	44.55	175.312	401.7726
7/10/2018	117.9412	94.93771	97.82846	2.055159	21.05013	145.4546	529.3434	42.95	47.2	178.4721	407.2959
7/11/2018	117.9412	95.17564	99.35857	2.016274	20.5771	140.8108	509.4163	42.15	46.5	179.1796	396.2492
7/12/2018	114.5577	95.17564	94.71888	1.944066	20.34058	143.8567	510.5649	41.5	45.7	173.5198	404.337
7/13/2018	113.8326	96.175	93.58364	1.938514	19.86754	145.2049	512.2629	41.5	45.45	170.1711	405.3726
7/16/2018	113.1076	97.88815	92.5471	1.927409	18.73225	144.3061	508.5173	41.05	45.25	169.9824	404.4849
7/17/2018	116.9745	100.8862	96.34771	1.971846	18.92147	150.2981	510.0655	41.55	43.7	175.5479	417.1097
7/18/2018	117.8446	107.5009	95.75541	2.027388	18.54304	147.9013	513.6115	42.4	44.65	174.9819	425.9371
7/19/2018	116.5878	104.3125	94.37337	1.999617	17.92809	148.5504	514.3606	41.65	43.9	174.2272	424.1125
7/20/2018	120.068	105.1215	97.48296	2.094043	19.01607	156.0903	513.6115	42.55	42.9	177.4816	443.4441
7/23/2018	120.8414	104.1697	95.95284	2.160699	19.86754	156.5896	509.0167	41.9	41.8	174.5102	447.34
7/24/2018	121.0348	103.5511	97.92718	2.194022	20.29327	159.6355	506.7193	42.6	43.7	176.4912	462.036
7/25/2018	126.6418	104.598	100.6419	2.282896	20.48249	162.6815	501.3755	44.1	45.9	183.3301	465.5374
7/26/2018	127.1252	103.8366	99.90151	2.271782	19.3945	157.9378	497.1304	45	45.5	184.9809	450.5455

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

7/27/2018	127.6085	104.2173	98.71691	2.255125	19.25259	162.1821	490.5379	46.25	47.25	184.745	447.192
7/30/2018	124.515	102.7897	96.64386	2.249563	18.73225	160.8839	495.4822	46.3	47.45	179.7927	441.6194
7/31/2018	122.7749	105.3594	96.15028	2.255125	18.63764	159.6355	504.3221	46.45	47.55	176.6326	444.9236
8/1/2018	120.8414	105.4546	98.27269	2.277334	19.06338	160.5843	509.5661	45.4	47.8	174.4631	436.9344
8/2/2018	118.4246	103.8366	98.86499	2.366208	19.15798	163.1308	468.5631	43.7	46.55	163.851	432.7919
8/3/2018	119.8747	104.6932	100.6913	2.421759	19.67832	170.4211	466.6153	43.7	46.8	169.5579	445.7126
8/6/2018	117.4579	103.8842	100.2964	2.416198	19.20529	168.6734	467.814	43.45	47.4	167.011	438.7098
8/7/2018	109.434	104.6932	94.37337	2.277334	18.07	168.3239	471.7095	41.9	46.4	154.0406	429.6358
8/8/2018	111.1741	100.9814	91.65865	2.249563	16.88741	166.9757	486.4925	40.85	43.75	143.0041	421.9426
8/9/2018	111.6575	97.84057	94.37337	2.299553	17.36045	168.0243	490.3381	41.65	42.95	149.1826	426.0358
8/10/2018	104.987	95.7467	92.39903	2.260677	18.30652	168.6734	501.9748	41.55	43.4	144.7492	438.6112
8/13/2018	97.92989	98.69714	89.88175	2.171803	18.1173	172.3185	507.1189	40.1	42.3	136.8255	439.6468
8/14/2018	98.60661	101.1717	89.93111	2.249563	18.87416	171.1201	499.8772	38.75	41.25	137.0613	448.5236
8/15/2018	99.08997	105.5974	93.92915	2.26623	19.53641	166.1268	488.3404	38.25	42.3	137.7688	445.7126
8/16/2018	96.67313	104.9787	91.80673	2.277334	19.3472	162.7813	494.4834	38.3	43	135.552	447.9811
8/17/2018	96.18977	102.7897	86.57473	2.232907	18.92147	159.5347	498.4788	37.75	42.65	132.2033	442.0633
8/21/2018	95.80308	102.5994	84.25488	2.18847	19.58372	152.9415	501.775	38	42.3	131.1657	458.5839
8/22/2018	97.63987	104.6932	87.80869	2.277334	19.82024	158.5857	513.0121	38.8	42.75	136.9669	481.0224
8/23/2018	96.23811	105.7877	85.29141	2.255125	19.82024	155.0893	521.5524	37.65	42	135.269	481.0224
8/24/2018	92.41952	104.6932	79.66455	2.060711	18.1173	156.8874	533.0891	36.1	41.1	130.5525	464.7976
8/27/2018	91.11443	103.5987	78.52931	2.077377	17.83348	162.2818	547.173	37.25	41.4	129.7979	488.3704
8/28/2018	86.03909	106.3112	75.12357	2.010722	17.02932	163.031	552.517	37.75	42	127.534	485.9046
8/29/2018	88.45593	109.7375	73.49474	1.982951	18.82686	180.7127	599.6129	37.7	40.8	122.959	508.2938
8/30/2018	92.80621	119.8737	74.1364	2.155137	20.6244	205.1374	649.2061	41.35	39.25	127.6755	542.1242
8/31/2018	106.3404	118.8744	84.99526	2.34399	21.75969	204.1384	623.9351	46.35	45.4	154.0878	558.9407
9/3/2018	111.1741	113.3542	85.63693	2.305115	20.5771	205.8866	621.1382	43.9	45.5	153.1917	545.0831
9/4/2018	98.70327	117.5419	77.29535	2.194022	19.96215	200.692	636.5206	41.85	40.6	136.6839	552.8749
9/5/2018	104.697	119.6358	81.88568	2.321771	19.25259	204.6379	625.2835	45.35	45.25	151.0693	565.9928
9/6/2018	116.4911	124.6325	91.46122	2.360656	18.49573	198.3445	594.9683	45.85	45.85	158.3327	566.0915

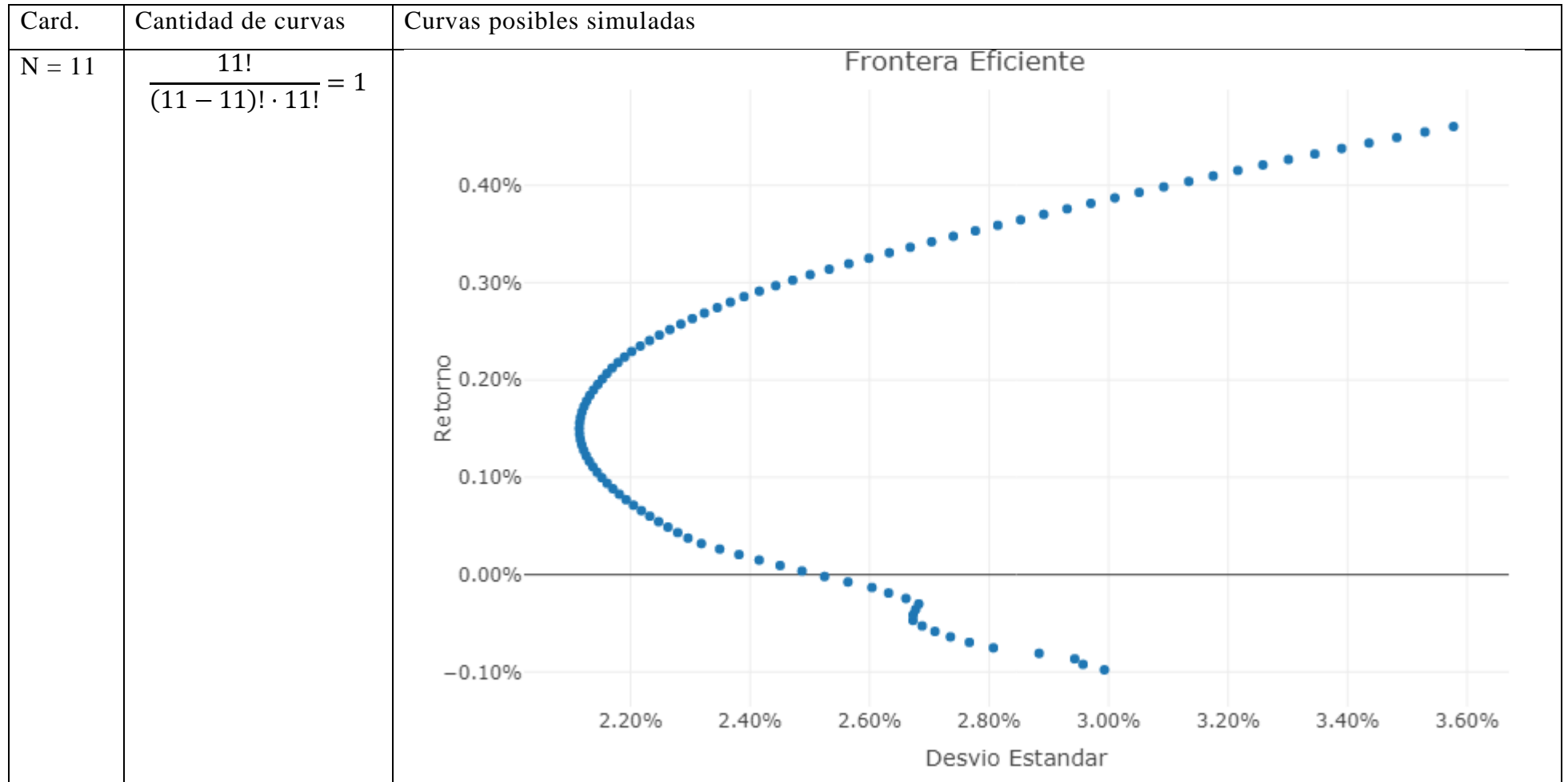
9/7/2018	110.2074	122.3007	86.72281	2.349551	19.11068	204.1384	580.8844	45.65	44	149.4185	563.7736
9/10/2018	106.8238	120.54	84.89655	2.316219	19.29989	204.588	577.2885	45.75	43.3	148.994	550.9023
9/11/2018	105.5187	121.5869	83.81066	2.288448	19.01607	197.8949	598.7139	44.9	43.65	145.2208	552.2339
9/12/2018	111.1741	126.774	85.43949	2.282896	18.77955	206.2862	618.9907	45.7	43.85	148.8053	567.5709
9/13/2018	111.1741	131.2472	83.02093	2.282896	19.44181	205.8866	648.7566	47.2	43.75	148.8525	590.6012
9/14/2018	111.1741	133.0556	84.99526	2.255125	19.3945	210.2821	643.113	46.8	42.1	148.9468	590.7985
9/17/2018	121.3248	130.4382	92.69518	2.238459	19.3945	215.3269	638.4185	48.65	42.9	149.0883	590.256
9/18/2018	125.6751	133.2935	94.86695	2.271782	19.48911	222.7192	660.4432	49.4	42.75	150.409	626.996
9/19/2018	140.1761	139.813	97.68038	2.416198	18.87416	220.5215	646.9088	52.2	48.15	153.569	644.5522
9/20/2018	152.2602	139.9082	106.8611	2.505071	18.87416	215.4767	628.5797	56.55	51.25	168.4259	650.7167
9/21/2018	145.2031	139.4323	109.5264	2.599498	18.82686	214.0282	609.4516	56.45	52.65	170.9729	629.8563
9/24/2018	138.6776	134.4832	104.7386	2.521738	19.01607	212.8794	620.7387	53.95	51.5	164.9358	609.8342
9/25/2018	151.7768	139.813	112.8828	2.621716	19.44181	217.6744	659.8439	54.15	52.95	170.5012	626.059
9/26/2018	152.9852	135.6253	111.6488	2.577279	19.82024	223.868	656.7474	50.9	51.45	171.6803	620.7823
9/27/2018	155.1604	139.3847	106.022	2.543956	20.43518	241.4997	667.9846	51.5	50.4	165.2187	632.6179
9/28/2018	154.677	136.9577	104.2944	2.493967	21.38126	248.7922	694.8038	50.95	51.3	162.2945	635.2316
10/1/2018	150.9068	132.8652	100.4445	2.460634	20.5771	236.0554	679.4714	50.55	49.75	156.9649	592.3273
10/2/2018	152.9369	132.2941	104.5412	2.432864	19.77293	249.4914	650.7543	48.8	49.2	159.3231	590.0095
10/3/2018	150.5684	133.2459	100.099	2.321771	20.43518	254.0867	655.2492	48.7	47.35	156.4461	584.3382
10/4/2018	142.1579	133.2459	93.58364	2.221793	20.38788	264.1263	660.8427	46	43.9	147.4847	564.3654
10/5/2018	135.7291	129.4389	90.22726	2.13848	19.86754	261.8786	640.3662	45.95	42.4	146.3056	539.7077
10/8/2018	134.8107	132.77	91.75737	2.155137	19.77293	287.1024	638.0688	46.05	41.5	147.1546	562.1462
10/9/2018	124.9984	130.3906	86.22923	2.121814	18.87416	294.3949	644.2618	44.9	40.05	136.2123	560.3215
10/10/2018	120.6964	127.7257	81.58953	2.03294	18.87416	280.5093	625.683	43.7	40	128.2414	536.7488
10/11/2018	115.1377	123.7283	78.33187	1.994055	17.83348	272.118	598.8638	42.05	38.6	125.9775	515.4939
10/12/2018	124.7083	125.6319	90.22726	2.066273	18.1173	281.1586	599.1135	44.85	41.8	139.7025	539.1653
10/16/2018	123.0166	123.7283	86.82153	2.071825	18.07	287.0525	598.2145	45.7	41.95	133.2881	523.1378
10/17/2018	119.778	123.0621	82.72478	2.049606	17.88079	289.1503	593.9694	43.7	41	127.8169	523.0884
10/18/2018	118.908	121.8248	81.73761	2.010722	17.45505	280.9588	587.8764	43.05	39.6	126.7322	521.6089

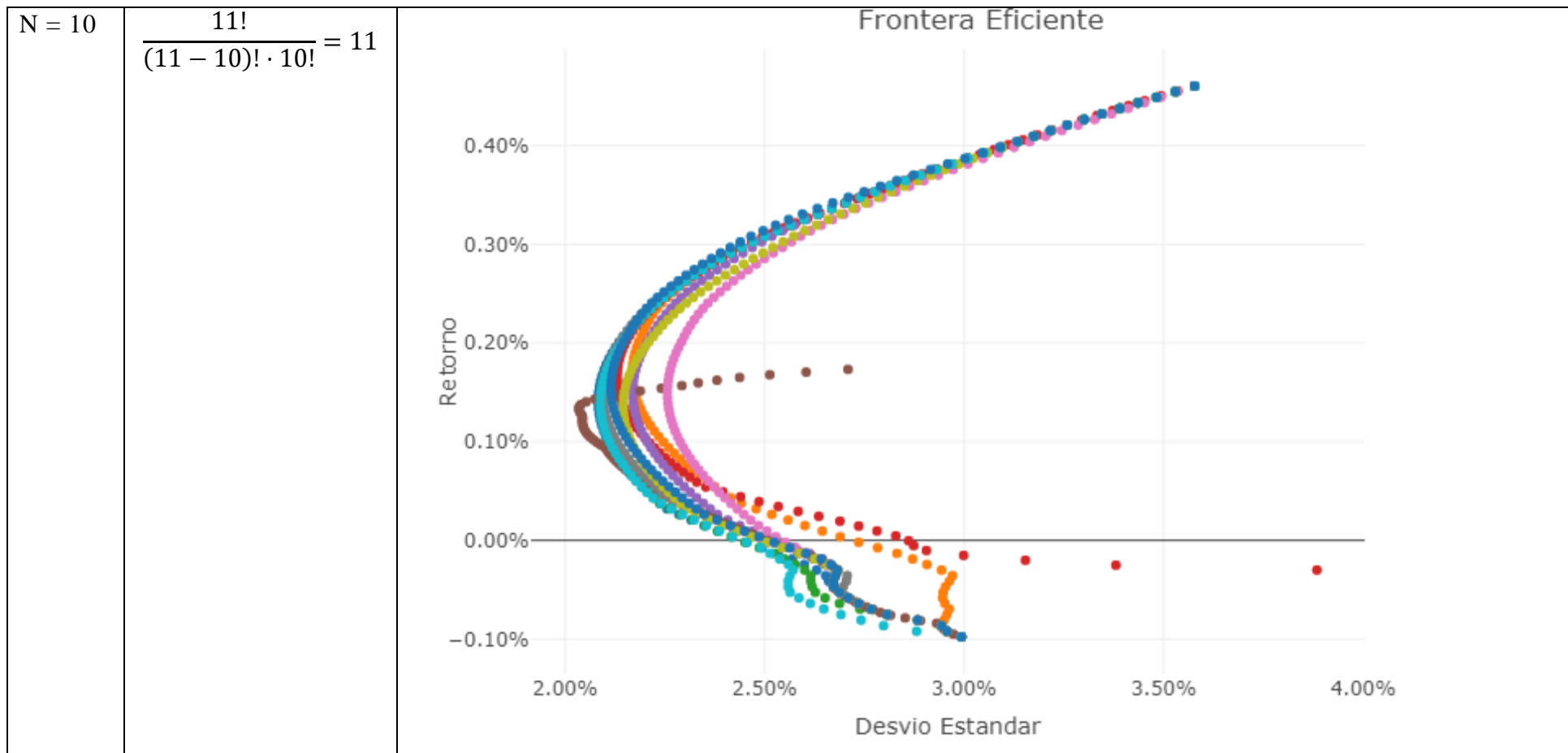
Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

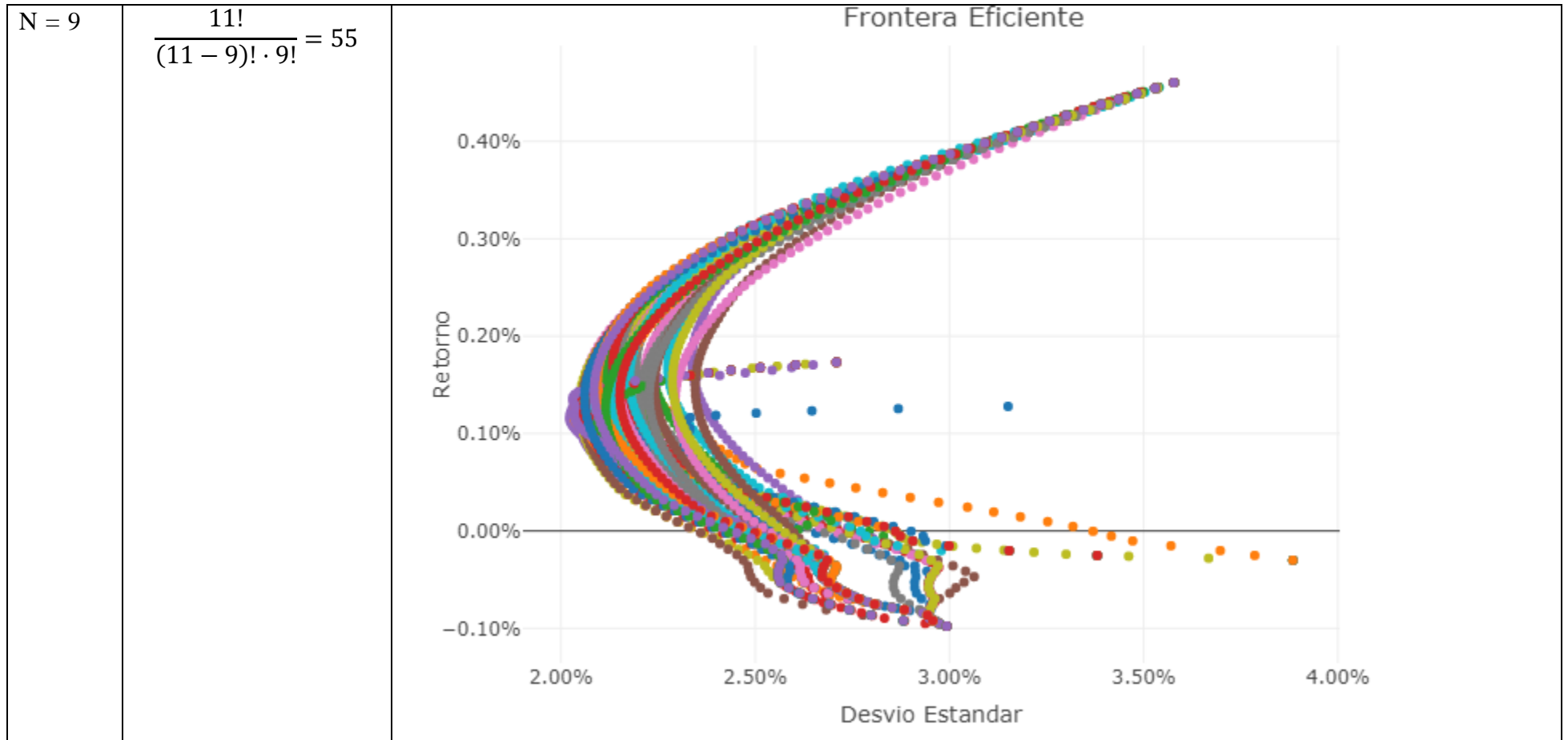
10/19/2018	119.8263	120.3972	83.07028	1.977399	17.97539	282.707	584.0308	44.05	41.5	129.8922	522.2008
10/22/2018	116.1044	118.5889	82.32991	1.960732	17.97539	293.2461	574.5416	44	41.15	131.4487	512.4856
10/23/2018	118.6663	118.0178	81.9844	1.944066	17.69157	287.552	556.5623	43.15	40.25	132.5334	509.2308
10/24/2018	124.0316	116.9709	81.68825	1.960732	17.64427	280.0098	535.5862	43.2	39.05	138.9007	493.0554
10/25/2018	128.2852	117.5419	85.73564	2.010722	17.40775	286.7528	542.2786	44.05	40.5	147.7206	531.5214
10/26/2018	129.1553	121.8248	83.86002	1.949628	17.21853	297.7414	544.5261	44.5	39.5	148.428	547.3516
10/29/2018	129.3003	121.3489	81.63889	1.938514	16.27246	286.0536	528.1947	45.55	38.95	146.1169	542.6667
10/30/2018	129.687	122.8718	83.11964	1.944066	17.02932	299.8893	536.1856	46	40.05	149.843	540.4475
10/31/2018	127.6085	123.6332	82.18183	1.977399	17.45505	290.5988	526.8963	47.7	40.5	150.3146	534.4309
11/1/2018	137.0342	127.6305	94.22529	2.066273	17.40775	288.551	549.2206	50.65	42.75	165.1244	556.9188
11/2/2018	142.3029	126.1077	94.62016	1.999617	17.45505	286.3033	545.3251	51.05	43.65	162.0587	558.2996
11/5/2018	140.2244	126.1077	94.86695	1.944066	17.54966	290.449	548.022	51.25	44.55	159.8891	570.0367
11/7/2018	137.0342	127.583	94.66953	1.966285	18.07	276.6633	542.7781	50.15	44.05	151.3051	571.6148
11/8/2018	136.3091	125.6319	92.84326	1.899629	17.64427	265.9743	532.6397	50	42.55	149.277	554.0092
11/9/2018	130.8954	120.1592	89.09202	1.949628	17.21853	265.5248	519.5546	49.35	40.85	146.5886	538.0803
11/12/2018	133.9406	115.6384	86.77217	1.910743	17.12393	261.5289	511.1143	47.65	41.5	143.4285	555.0448
11/13/2018	129.7837	117.066	83.95874	1.888525	16.98202	251.1897	497.9294	44.2	40.25	142.7211	528.3159
11/14/2018	132.3939	119.9213	87.80869	1.910743	16.98202	254.2865	509.1666	47	41.55	149.5128	542.4694
11/15/2018	142.2545	118.113	92.59647	1.916295	17.02932	261.6788	517.5391	48.85	44.2	154.8896	566.1901
11/16/2018	145.9764	119.9213	94.86695	1.977399	17.59696	268.6216	508.697	49.5	45.45	161.1626	566.1901
11/20/2018	140.8528	117.9226	90.12855	1.87742	17.40775	253.9868	480.3722	46.25	46.6	150.7391	532.6063
11/21/2018	142.0612	117.4467	92.25095	1.894077	17.07662	258.1325	499.0056	48	47.4	159.276	539.7077
11/22/2018	141.3361	114.2108	92.00416	1.871858	17.50236	260.7798	501.1037	46.9	46.55	160.3608	541.5817
11/23/2018	143.9463	114.2108	96.05156	1.871858	18.07	260.8796	494.5596	47.95	46.1	161.9644	552.579
11/26/2018	144.4297	129.4389	96.5945	1.894077	18.75	265.4749	527.6801	51.2	46.55	161.4455	562.3435
11/27/2018	142.2545	128.4871	95.95284	1.871858	18.5	277.9619	475.3766	51.25	47.55	162.3888	555.1434
11/28/2018	144.1397	127.5354	98.51949	1.882972	18.65	275.6135	485.1679	50.95	47.8	158.2855	571.4175
11/29/2018	144.913	123.6332	100.5925	1.921848	19	268.5184	463.8869	53.75	48.15	160.2193	559.3846
11/30/2018	144.913	123.6332	100.5925	1.921848	19	268.5184	463.8869	53.75	48.15	160.2193	559.3846

12/3/2018	146.8948	119.4454	101.9252	1.905191	19	274.7641	459.241	54.75	48.7	160.2664	564.4147
12/4/2018	142.2062	118.9696	101.481	1.899629	18.7	275.8134	459.0912	54.7	48.55	160.1249	577.7299
12/5/2018	140.2244	119.5406	100.0496	1.910743	18.5	278.2617	444.4542	53.3	49.9	157.4837	582.2176
12/6/2018	146.5565	124.4897	103.2579	2.055159	18.4	265.1206	439.1589	55.05	49.6	157.9082	564.4641
12/7/2018	144.5747	118.0178	102.2707	2.038492	18.15	265.4205	433.5639	53	49.5	152.8144	553.4668
12/10/2018	140.7561	117.9702	99.85216	1.982951	18.05	255.8769	429.0679	51.3	49.15	147.3432	544.1954
12/11/2018	144.043	120.8731	104.5412	1.927409	17.85	253.6784	431.5157	50.95	49.8	149.0883	532.3597
12/12/2018	141.7228	118.9696	104.3931	1.944066	17.55	255.5271	437.7601	50.95	50.65	148.8053	532.7543
12/13/2018	140.1761	118.0178	103.5047	1.921848	17.7	256.1267	437.4604	51.35	50.1	150.2203	532.6063
12/14/2018	139.596	118.0654	104.4425	1.87742	17.5	256.8262	429.2677	51.35	50.7	151.3051	542.5187
12/17/2018	130.7504	112.7831	96.74258	1.860754	17.8	258.7249	424.3221	48.75	50.65	139.844	516.5788
12/18/2018	135.6808	115.1625	98.81563	1.871858	18	247.1828	419.5264	49.1	50.55	143.287	499.9102
12/19/2018	136.3575	110.6893	101.2836	1.871858	18.25	248.1321	416.1794	49.6	49.75	144.419	498.6773
12/20/2018	133.1672	106.5967	99.35857	1.866306	17.9	244.1848	402.8912	46.4	48.15	138.3347	488.5183
12/21/2018	126.1101	107.0726	95.21246	1.805203	17.6	234.0417	401.942	46.4	47.3	133.7597	472.9879
12/26/2018	125.8201	102.6945	94.27465	1.782994	17.6	237.9899	404.7396	44.85	48.05	136.2123	496.2106
12/27/2018	135.0524	107.5485	99.2105	1.844088	18.1	240.8385	405.7387	46.15	50.8	145.5038	498.2947
12/28/2018	136.0674	113.259	101.9746	1.855202	17.3	249.5345	410.2347	46.75	50.95	154.6538	498.3443

6.2 Anexo II: Fronteras Eficientes simuladas para distintos tipos de cardinalidad:

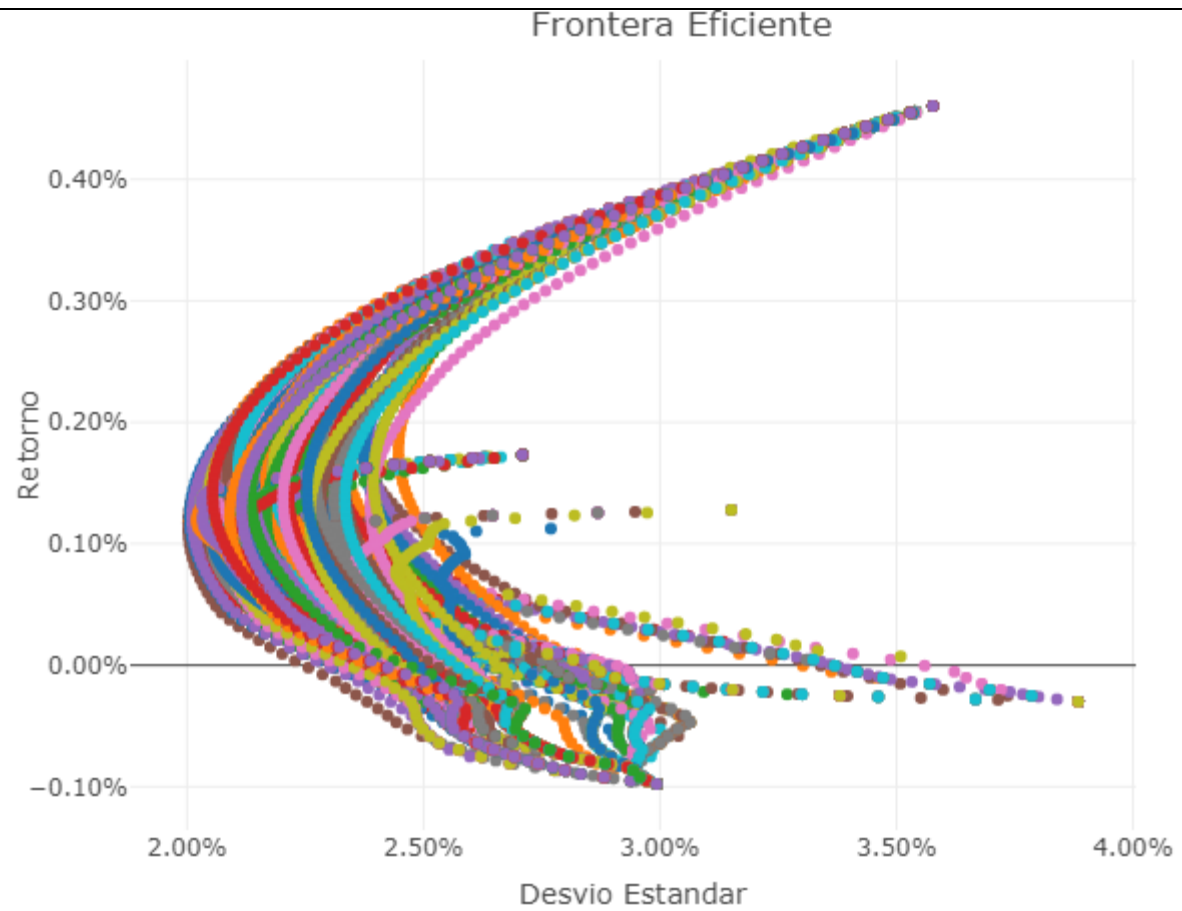


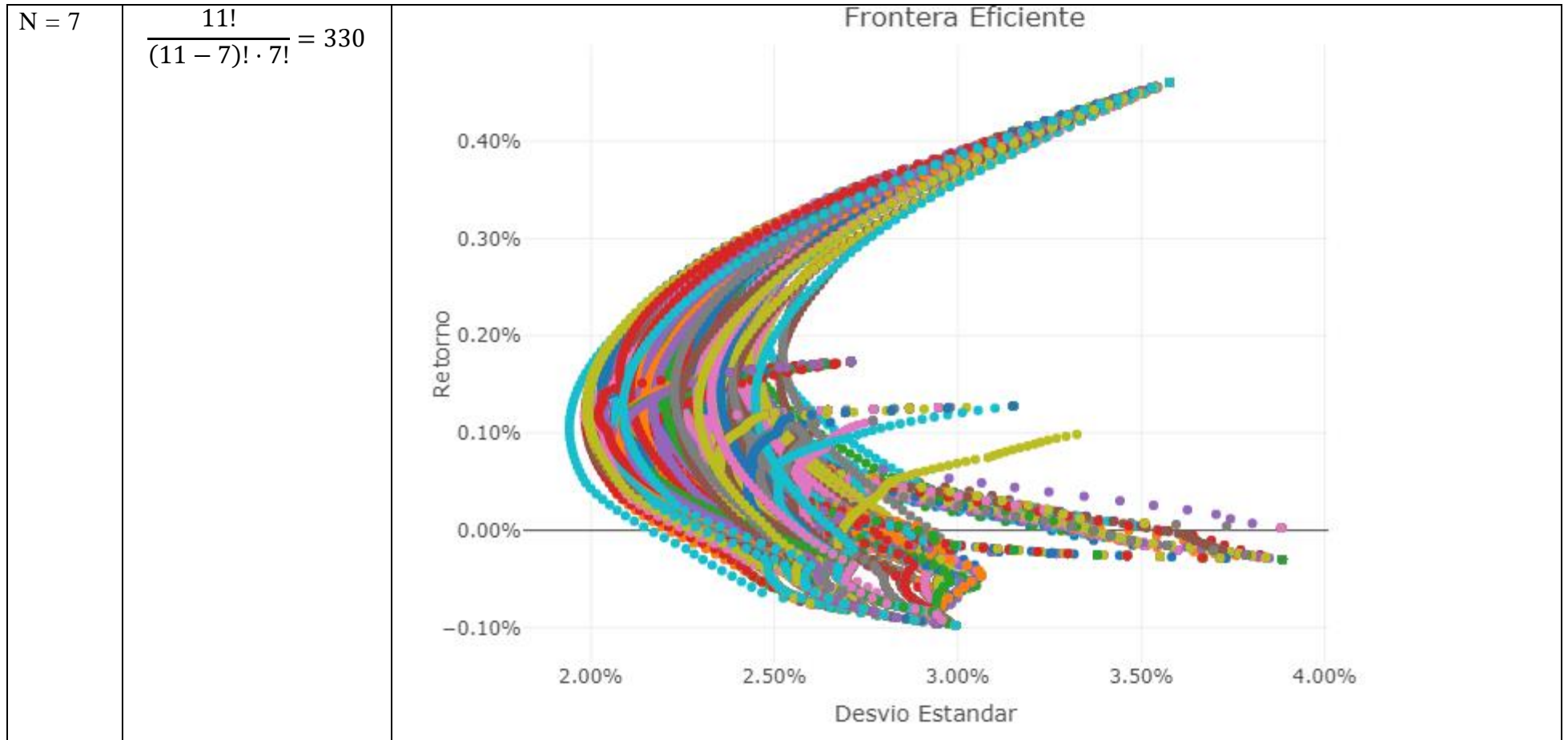


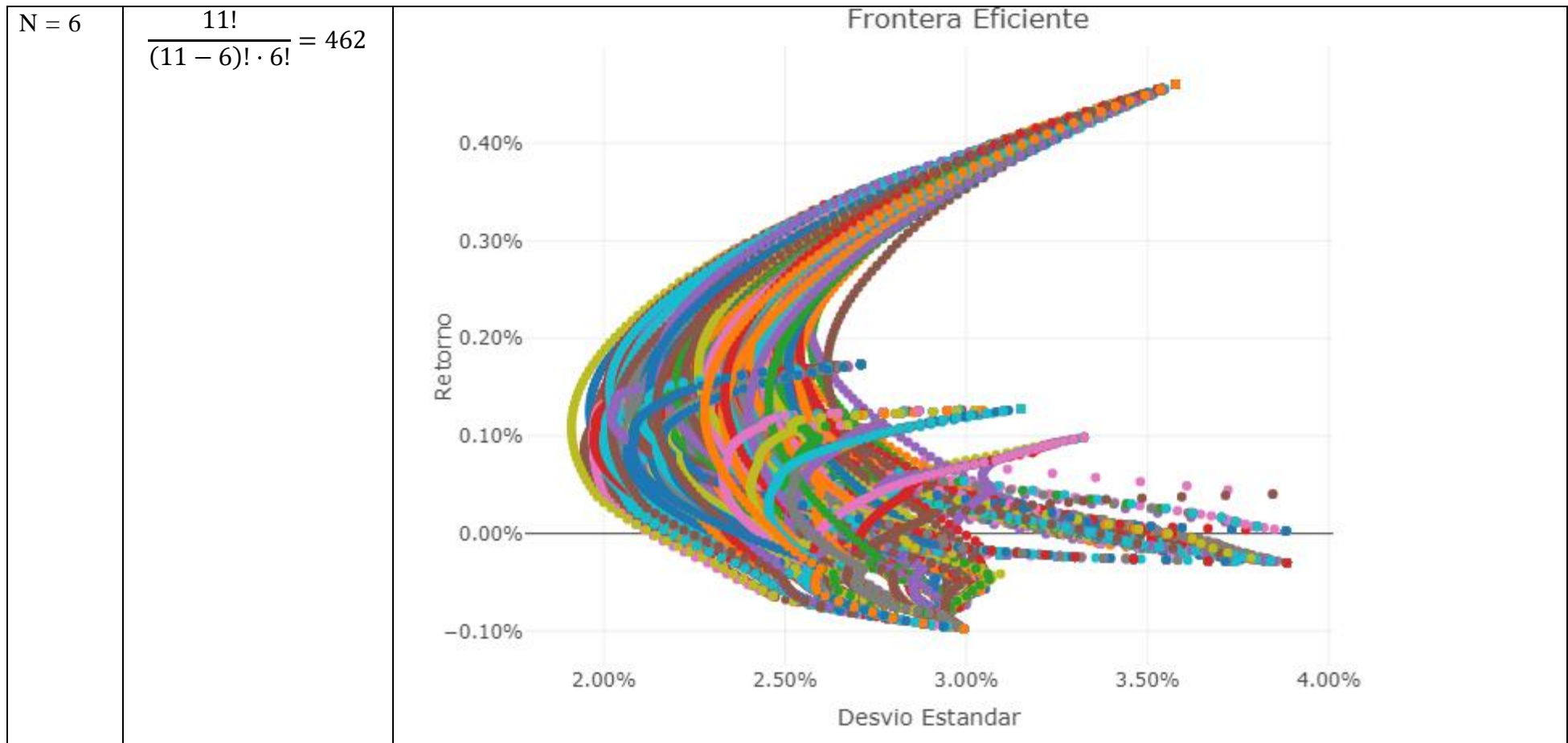


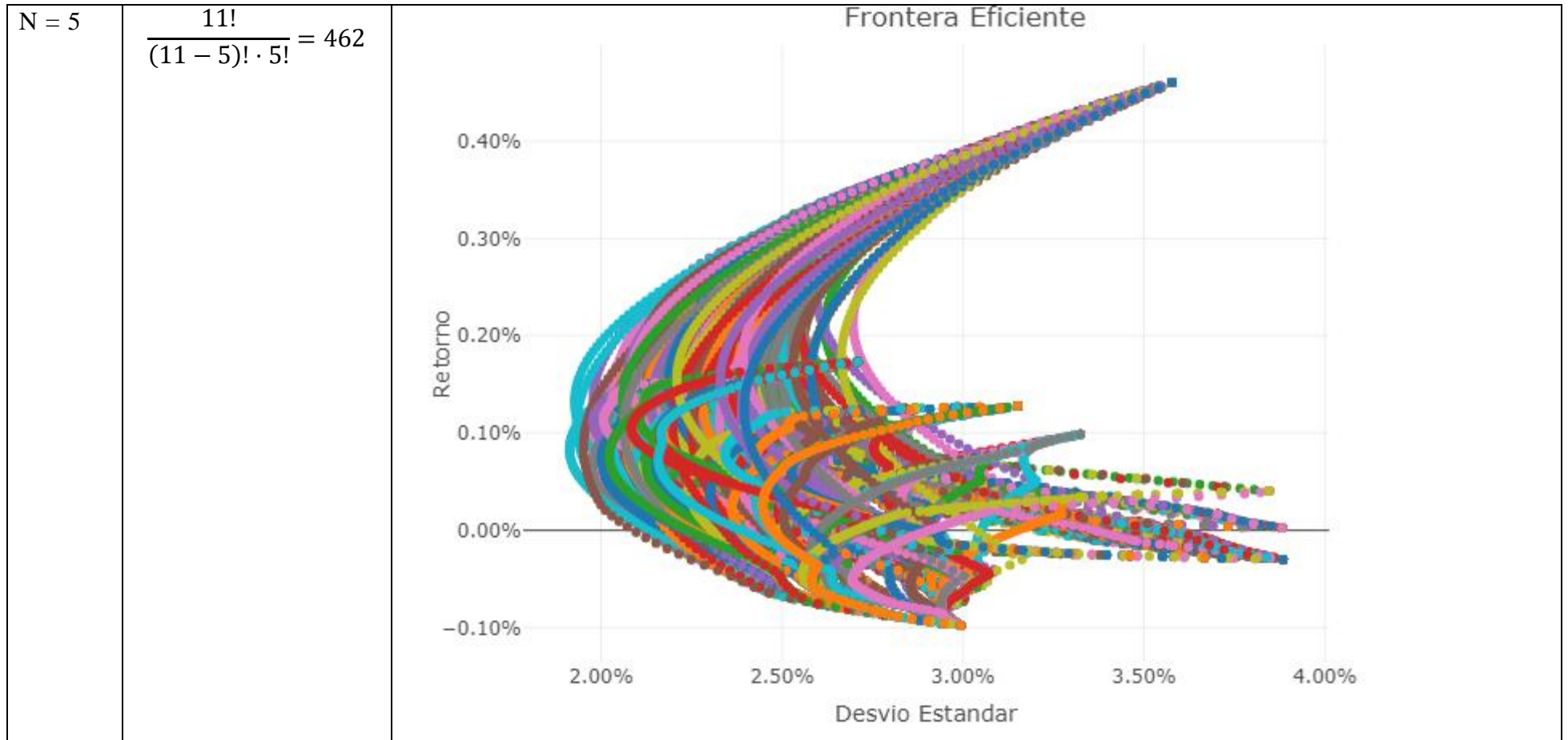
$N = 8$

$$\frac{11!}{(11 - 8)! \cdot 8!} = 165$$



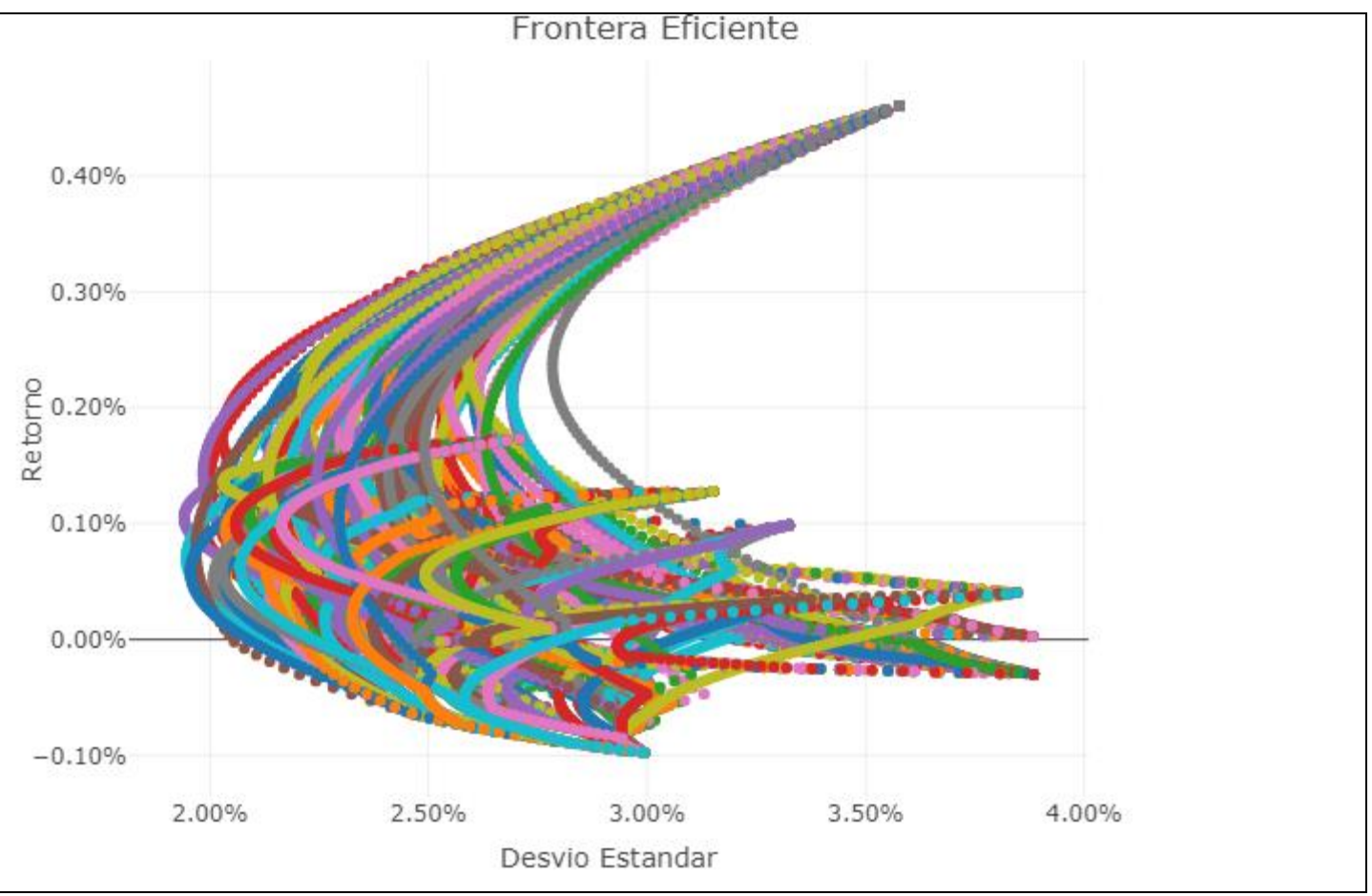


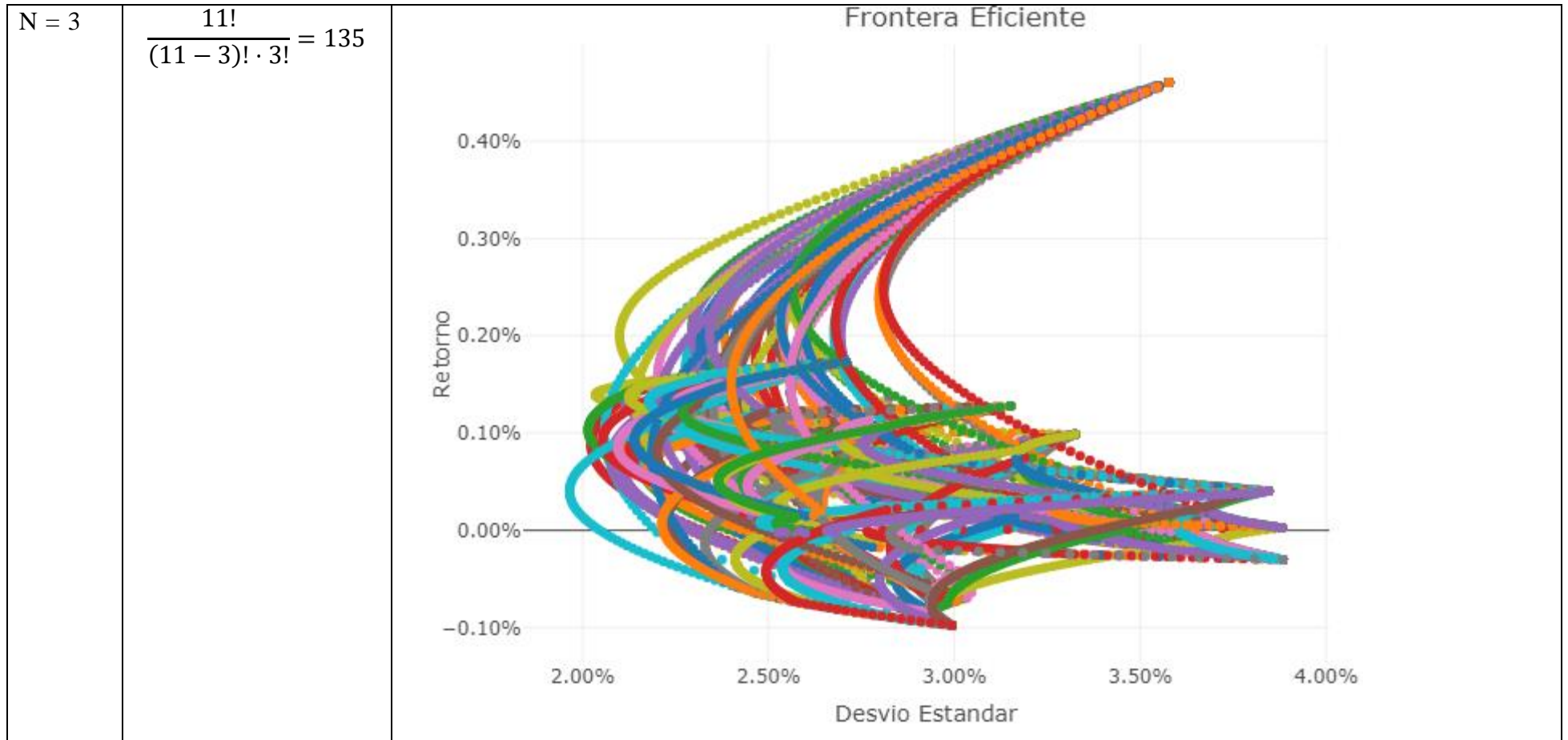


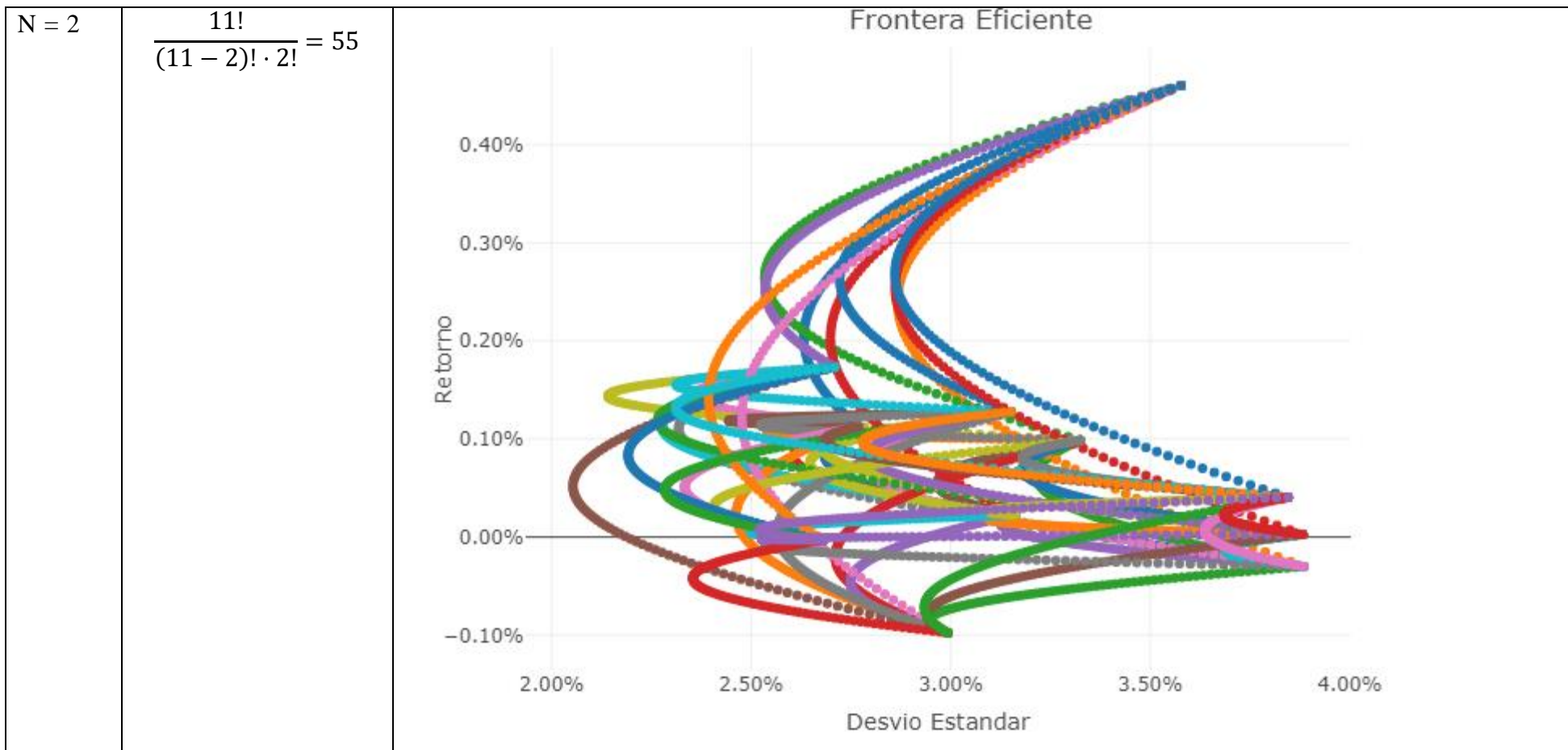


N = 4

$$\frac{11!}{(11 - 4)! \cdot 4!} = 330$$







6.3 Anexo III, MERVAL:

6.3.1 Objetivos:

Este anexo, tratará de responder las preguntas acerca de que es el MERVAL, como se calcula, y porque es el elegido por la bibliografía especializada para ser el *proxy* (índice representativo) del mercado argentino.

6.3.2 ¿Qué es el MERVAL?

Para ello, primero debemos definir que es un índice bursátil.

Un índice es un método para rastrear el desempeño de un grupo de activos de manera estandarizada. Los índices típicamente miden el desempeño de un portfolio de activos destinados a replicar un área determinada del mercado. Estos podrían ser un índice de base amplia que capture todo el mercado, como el índice Standard & Poor's 500 o el promedio industrial Dow Jones (DJIA), o más especializados, como los índices que rastrean una industria o segmento en particular.⁹

Dentro de los mencionados anteriormente, debe destacarse el índice Standard & Poor, el cual es uno de los índices bursátiles más importantes de Estados Unidos. Al S&P 500 en particular se lo considera el índice más representativo de la situación real del mercado. El índice se basa en la capitalización bursátil de 500 grandes empresas que poseen acciones que cotizan en las bolsas NYSE o NASDAQ, y captura aproximadamente el 80% de toda la capitalización de mercado en Estados Unidos.

Este índice en particular, fue tomado es tomado siempre como referencia indirecta al mercado (*proxy*). En otras palabras, para evaluar el estado del mercado bursátil de los Estados Unidos se mira el índice S & P.

Otros países, han tomado una metodología similar para crear sus propios índices que sean representativos de su mercado interno basándose en la misma metodología que el S&P original. En otras palabras, tomar un set de acciones que representen en volumen aproximadamente el 80% del mercado doméstico.

Argentina por su lado, creó el índice S&P Merval o comúnmente llamado simplemente MERVAL¹⁰

⁹ <https://www.investopedia.com/terms/i/index.asp>

¹⁰ <https://espanol.spindices.com/indices/equity/sp-merval-index-ars-tr>

Este índice al igual que su contraparte estadounidense captura el 80% del mercado argentino.

Según la definición otorgada por la entidad que lo administraba hasta el 2019, el mismo puede ser definido de la siguiente manera:¹¹

EL ÍNDICE Merval MIDE EL VALOR EN PESOS DE UNA CANASTA TEÓRICA DE ACCIONES, SELECCIONADAS DE ACUERDO A CRITERIOS QUE PONDERAN SU LIQUIDEZ. EL ÍNDICE ESTÁ COMPUESTO POR UNA CANTIDAD NOMINAL FIJA DE ACCIONES DE DISTINTAS EMPRESAS COTIZANTES (COMÚNMENTE CONOCIDAS COMO “EMPRESAS LÍDERES”). A ESTA CANTIDAD FIJA DE ACCIONES QUE CADA FIRMA POSEE EN EL ÍNDICE SE LA LLAMA CANTIDAD TEÓRICA.

LAS ACCIONES QUE COMPONEN EL ÍNDICE Merval CAMBIA CADA TRES (3) MESES, CUANDO SE PROCEDE A REALIZAR EL RECÁLCULO DE ESTA CARTERA TEÓRICA, SOBRE LA BASE DE LA PARTICIPACIÓN EN EL VOLUMEN NEGOCIADO Y EN LA CANTIDAD DE OPERACIONES DE LOS ÚLTIMOS SEIS (6) MESES.¹²

6.3.3 Metodología de cálculo:

La metodología de cálculo, la cual puede encontrarse en su página oficial¹³ menciona los siguientes pasos:

SELECCIÓN SON EVALUADAS DE ACUERDO AL SIGUIENTE PROCEDIMIENTO DE CONSTRUCCIÓN: COEFICIENTE DE PARTICIPACIÓN. EL CÁLCULO DE ESTE FACTOR DE REALIZA EN FUNCIÓN DE LA PONDERACIÓN QUE CADA ACCIÓN TIENE EN EL VOLUMEN TOTAL NEGOCIADO Y LA CANTIDAD TOTAL DE OPERACIONES DE LOS ÚLTIMOS SEIS MESES, SIGUIENDO EL PROCEDIMIENTO A CONTINUACIÓN

¹¹ Es destacable que el Instituto Argentino de Mercado de Capitales fue el encargado de calcular los valores del índice así como las proyecciones hasta diciembre de 2018. Sin embargo, en el marco del acuerdo entre BYMA y S&P Dow Jones Indices (SPDJI) para la operación y el licenciamiento de Índices, desde el 14 de enero de 2019, SPDJI calcula y administra los Índices. Y bajo este acuerdo, también es quien difunde la información sobre la composición de cada nueva cartera de Índices. Fuente: <https://www.iamc.com.ar/carterasproyectadas/>

¹² <https://www.byma.com.ar/indice-merval/>

¹³ https://espanol.spindices.com/documents/methodologies/methodology-sp-byma-indices-spanish.pdf?force_download=true

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

1. SE DIVIDE EL NÚMERO DE OPERACIONES EFECTUADAS POR CADA ACCIÓN DURANTE LOS ÚLTIMOS SEIS MESES SOBRE EL NÚMERO TOTAL DE OPERACIONES EN ACCIONES DE LOS SEIS MESES PREVIOS.

2. SE DIVIDE EL VOLUMEN OPERADO DE CADA ACCIÓN DURANTE LOS SEIS MESES PREVIOS SOBRE EL VOLUMEN TOTAL OPERADO EN ACCIONES DE LOS SEIS MESES ANTERIORES.

3. SE OBTIENE EL PRODUCTO DEL RESULTADO DEL PASO A POR EL PASO B

4. SE OBTIENE LA RAÍZ CUADRADA DEL RESULTADO DEL PASO C. ESTE RESULTADO ES EL COEFICIENTE DE PARTICIPACIÓN.

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

DONDE:

$Part_i$ ES LA PARTICIPACIÓN (PESO) DE LA ACCIÓN “I” EN EL TOTAL DE OPERACIONES Y EL IMPORTE EFECTIVO OPERADO.

n_i ES EL TOTAL DE OPERACIONES DE LA ACCIÓN “I” EN LOS ÚLTIMOS SEIS MESES.

N ES EL TOTAL DE OPERACIONES EN EL MERCADO DURANTE LOS ÚLTIMOS SEIS MESES

v_i ES EL IMPORTE EFECTIVO OPERADO DE LA ACCIÓN “I” EN LOS ÚLTIMOS SEIS MESES

V = EL IMPORTE EFECTIVO OPERADO EN EL MERCADO DURANTE LOS ÚLTIMOS SEIS MESES

RANKING POR PARTICIPACIÓN. SE ORDENAN TODAS LAS ACCIONES EN FORMA DECRECIENTE SEGÚN SU COEFICIENTE DE PARTICIPACIÓN A LA FECHA DE REFERENCIA DEL REBALANCEO. SOLO AQUELLAS ACCIONES DENTRO DEL ACUMULADO DEL 80% DE PARTICIPACIÓN (INCLUSIVE) SON ELEGIDAS.

Por lo cual, de ello puede derivarse que por definición el índice siempre resulta representativo a un 80% del mercado argentino.

6.3.4 Conclusión:

Si bien hay un poco más de 100 empresas listadas, hay solo aproximadamente 62 empresas que presentan cotizaciones actualizadas en el mercado local.¹⁴

Es destacable que, al momento de la escritura del cuerpo de tesis original, había listadas un poco menos de 100 acciones de las cuales solo 50 presentaban cotización actualizada en el mercado doméstico. Por lo cual se tomaron en cuenta un poco más del 26% de las acciones circulantes en ese entonces, las cuales, en términos agregados (por definición) sumaban el 80% del volumen operado en el mercado argentino.

De lo anteriormente indicado, se desprende de que el set de datos elegidos era lo suficientemente representativo del mercado argentino, de acuerdo a los estándares nacionales e internacionales en la materia.

¹⁴ <https://www.infobae.com/economia/2019/12/09/las-empresas-argentinas-que-cotizan-en-la-bolsa-perdieron-56-de-su-valor-de-mercado-durante-la-era-macri-unos-usd-31400-millones/>

6.4 Anexo IV, Importancia del método utilizado:

Para comenzar esta sección, corresponde primero hacer un breve resumen de lo que significa la optimización de portfolios.

En primer lugar, un portfolio (o cartera) de inversión es una selección de inversiones que un inversor racional tiene en su poder con el fin de sacarle algún beneficio económico en un determinado horizonte temporal. Este beneficio, generalmente se obtiene a partir de la variación del precio de los elementos del portfolio, y no necesariamente de los dividendos (en caso de acciones) y/o cupones (en el caso de los bonos).

Por lo cual, un inversor racional tratará de elegir una combinación que le permita aumentar su beneficio (medido a través del retorno de la inversión) y, por otro lado, disminuir el riesgo (medido a través de la varianza o desvío estándar).

El problema del portfolio óptimo fue tratado por Harry Markowitz, quien por su trabajo en teorías de portfolio recibiría un nobel en 1992 junto a Miller y Sharpe.

El modelo de Markowitz entonces, es un problema de optimización que permite a un inversor racional, dadas ciertas condiciones, calcular el portfolio óptimo (de acuerdo a la parametrización elegida).

No obstante, el modelo de Markowitz requiere de ciertas condiciones que deben cumplirse:

En cuanto a los inversores:

- Todos los individuos se comportan racionalmente y por tanto son maximizadores de su función de utilidad esperada.
- La función de utilidad esperada del inversor depende únicamente del rendimiento esperado, como medida de la rentabilidad y la varianza o desviación típica como medida del riesgo.
- Las funciones de utilidad de los inversores son monótonas crecientes por lo que para cartera de valores con una misma varianza se prefiera la cartera de mayor rendimiento esperado.
- Los inversores tienen aversión al riesgo, por lo que para cartera de valores con un mismo rendimiento esperado se prefiere la cartera con menor varianza.

- Las curvas de indiferencia o iso-utilidad con crecientes (a mayor riesgo mayor rentabilidad exigida) y convexas (a mayor riesgo aumenta en mayor medida la rentabilidad exigida) e indican las combinaciones rentabilidad-riesgo que proporcionan la misma utilidad al inversor. Las curvas situadas más hacia la izquierda y hacia arriba representan niveles de utilidad esperada superiores

En cuanto a los mercados:

1. Se considera que los mercados financieros son **perfectos**:
 - a. Toda la información está igualmente disponible y de forma gratuita para todos los participantes en los mercados.
 - b. No existen costes de transacción en las operaciones de compra-venta de los activos financieros
 - c. Los títulos son infinitamente divisibles. Es posible invertir en ellos cualquier proporción del presupuesto.
 - d. No hay inflación ni impuestos en la economía.
 - e. Los inversores son precio-aceptantes.
2. Todos los inversores tienen la misma amplitud en su horizonte de planificación, que es de un período. Al principio del período, adquieren una cartera de valores determinada que venden al final del período en cuestión.
3. En los mercados financieros se negocian N activos financieros arriesgados y sus combinaciones. No se contempla la existencia de un activo financiero libre de riesgo en el que poder invertir o con el que poder financiarse.
4. Los valores tienen liquidez inmediata al final del período de referencia.
5. No se permiten ventas en descubiertos. (En otras palabras, que todos los elementos del portfolio son positivos)

El problema del modelo de Markowitz, es que en muchos casos resulta demasiado restrictivo e irreal (por lo menos para su formulación original), incluso para mercados que la literatura considera eficientes cuasi-perfectos (como por ejemplo Estados Unidos).

El modelo de Markowitz básico, que desarrolló en la sección 3.2.1 puede ser resuelto utilizando multiplicadores de Lagrange (lo cual fue planteado en la sección

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

3.2.1.3). No obstante, modelos más realistas que relajen las restricciones al modelo mercado perfecto, requieren que el problema de optimización se complejice.

Extensiones comunes al modelo de Markowitz:

Funciones de optimización comunes:

Maximizar Sharpe Ratio	Minimizar Riesgo	Maximizar Retorno
$\max_w \frac{w' \mu}{w' \Sigma w}$	$\min_w w' \Sigma w$	$\max_w w' \mu$

Restricciones comunes en termino de límites en la asignación de pesos en el portfolio:

Inversión del 100% del capital existente:	Prohibición de uso de descubiertos	Cantidades mínimas y máximas de cada activo
$w' l = 1, l' = [1, 1, \dots, 1]$	$w_i \geq 0 \forall i \in 1 \dots N$	$a_i \leq w_i \leq b_i \forall i \in 1 \dots N$

Restricciones comunes en términos objetivos secundarios:

Retorno mínimo esperado	Riesgo máximo esperado
$w' \mu \geq \mu_0$	$w' \Sigma w \geq \Sigma_0$

Restricciones avanzadas (restricción de cardinalidad):
$\sum_{i=1}^n [w_i] < c$

Donde c es la cantidad máxima de activos a considerar en el portfolio.

Como pueden observarse, dependiendo de cómo este formulado el modelo, el mismo puede considerarse como un problema de optimización lineal, un problema de optimización cuadrática, un problema de optimización combinatorio o problema de optimización entera mixta.

Como se detalló anteriormente, no existen métodos o fórmulas que permitan resolver dichos problemas de manera analítica (a excepción del caso base). Por lo cual, debe usarse métodos de optimización que permitan darles una resolución a los mismos.

Para lograr dicho objetivo se suelen utilizar métodos metaheurísticos, los cuales permiten ir encontrando mejores soluciones de manera iterativa. En otras palabras, partiendo de un portfolio inicial, en cada iteración del algoritmo, se va perfeccionando la solución hasta llegar a la solución buscada.

Es destacable, que los métodos metaheurísticos utilizados pueden solucionar cualquiera de las combinaciones o extensiones del modelo de Markowitz incluso los de mayor complejidad. Esto es una ventaja en sí mismo, ya que incluso si se quisieran formular otras versiones del modelo como por ejemplo cambiando la función objetivo por el ratio de Sortino o Trenor, la metodología seguiría siendo válida.

Puede decirse que estos métodos son exitosos en la medida de que estén parametrizados de manera correcta (hiper parámetros del método).

No obstante, si los supuestos del modelo teórico de Markowitz en relación a la estructura del mercado son incorrectos (los parámetros del modelo), los métodos no podrán converger a un óptimo.

Por ejemplo, una economía volátil como la argentina, la predicción de la matriz de covarianzas y el vector de retornos del portfolio formados por los activos a tomar en cuenta se vuelve una tarea complicada si no se aborda correctamente.

Por ejemplo, si analizamos la evolución del Merval solo en el 2019, podemos ver movimientos bruscos (debido a las elecciones primarias presidenciales -PASO-) que harían imposible calcular correctamente el vector de retornos y la matriz de covarianzas si usamos métodos no robustos.



De lo anteriormente mencionado se desprende que los métodos metaheurísticos mencionados, no pueden utilizarse en económicas volátiles sin tomar recaudos extras que permitan conseguir estimaciones razonables de los parámetros necesarios.

Por lo tanto, con el fin de lograr la aplicabilidad de los métodos deben utilizarse metodologías de calculo que permitan obtener estimadores robustos para la matriz de covarianzas y el vector de retornos. El concepto de robustez de los estimadores significa que los mismos no sean afectados por variaciones, valores atípicos u otras pequeñas discrepancias respecto de las asunciones del modelo.

Esto fue lo que motivó el uso de regresiones robustas, el uso del modelo ARIMA el de redes neuronales (LSTM) con el fin de “filtrar” valores anómalos y obtener estimaciones precisas.

Cabe destacar que el trabajo de tesis entonces, consta de 2 partes que aportan a la misma causa: proponer una metodología que permita obtener combinaciones optimas de portfolio en mercados de alta volatilidad como, por ejemplo, el caso argentino.

Como se mencionó anteriormente, el objetivo central de este trabajo de tesis fue el de:

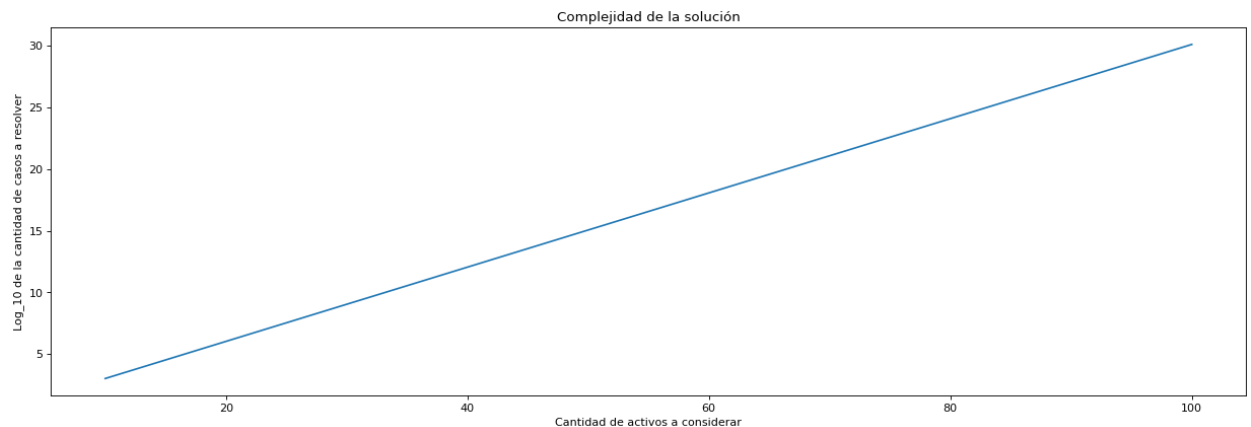
Demostrar la eficacia de métodos meta heurísticos en el modelado de variables económicas relacionadas con el mercado de capitales argentino.

Lo cual implica, por un lado, demostrar que estos pueden usarse (y por supuesto cómo) en un mercado como el argentino, y por otro lado demostrar que estos al mismo tiempo pueden ser tan o más eficaces que los métodos convencionales.

Cabe destacar que la comparación con los métodos tradicionales solo puede darse debido al número acotado de acciones que representaba el Merval en el periodo bajo análisis (no más de 11 acciones), lo cual permite utilizar metodologías clásicas y analíticas para resolver el caso en cuestión.

Como ya se mencionó anteriormente, la complejidad del cálculo aumenta con la inclusión de cada stock de manera factorial, de acuerdo a la fórmula:

$$\sum_i^n \frac{n!}{(n-i)!i!}$$



# activos	# de casos por resolver
10	1.02e+03
11	2.05e+03
20	1.05e+06
30	1.07e+09
40	1.10e+12
50	1.13e+15
60	1.15e+18
70	1.18e+21
80	1.21e+24
90	1.24e+27
100	1.27e+30
110	1.30e+33

A modo de resumen, si aplicaremos el método analítico clásico tomando en consideración los 110 stocks del mercado argentino, esto nos tomaría $6.34e+29$ veces el tiempo y los recursos que para calcularlo para los 11 más importantes.

Ahora pasaré a analizar los 3 objetivos específicos, los cuales son:

- Construir un modelo explicativo – predictivo de los principales indicadores de la economía argentina.
- Adaptar los métodos metaheurísticos bio-inspirados a la selección de portfolio óptimo en el contexto del mercado argentino
- Realizar una comparación de todos los modelos utilizados para evaluar cuál es o son los que mejores se ajustan al modelo argentino.

Como puede observarse, el primer objetivo fue cumplimentado, en tanto que se propuso una metodología que va desde cómo obtener la información y crear estimadores robustos con el fin de obtener los parámetros del modelo, hasta que metodologías pueden usarse para obtener un portfolio perfecto.

El segundo objetivo, hace solo referencia a la segunda parte de la tesis, en el cómo se mencionó en el punto anterior, se logró no solo una utilización exitosa de los

mismos si no que al mismo tiempo se ofrece la parametrización utilizada para su reproducción o uso futuro.

Por último, el tercer objetivo fue cumplimentado, ya que se pudo realizar una comparativa entre modelos en donde se demostró que todos convergían al resultado óptimo.

En conclusión, el trabajo de tesis presenta una metodología completa de modelado del mercado de capitales argentinos, que puede ser extendida para ser usada, no solo en el mercado local, sino también en otras economías que presentan problemas de variabilidad.

6.5 Anexo V: Desarrollo futuro:

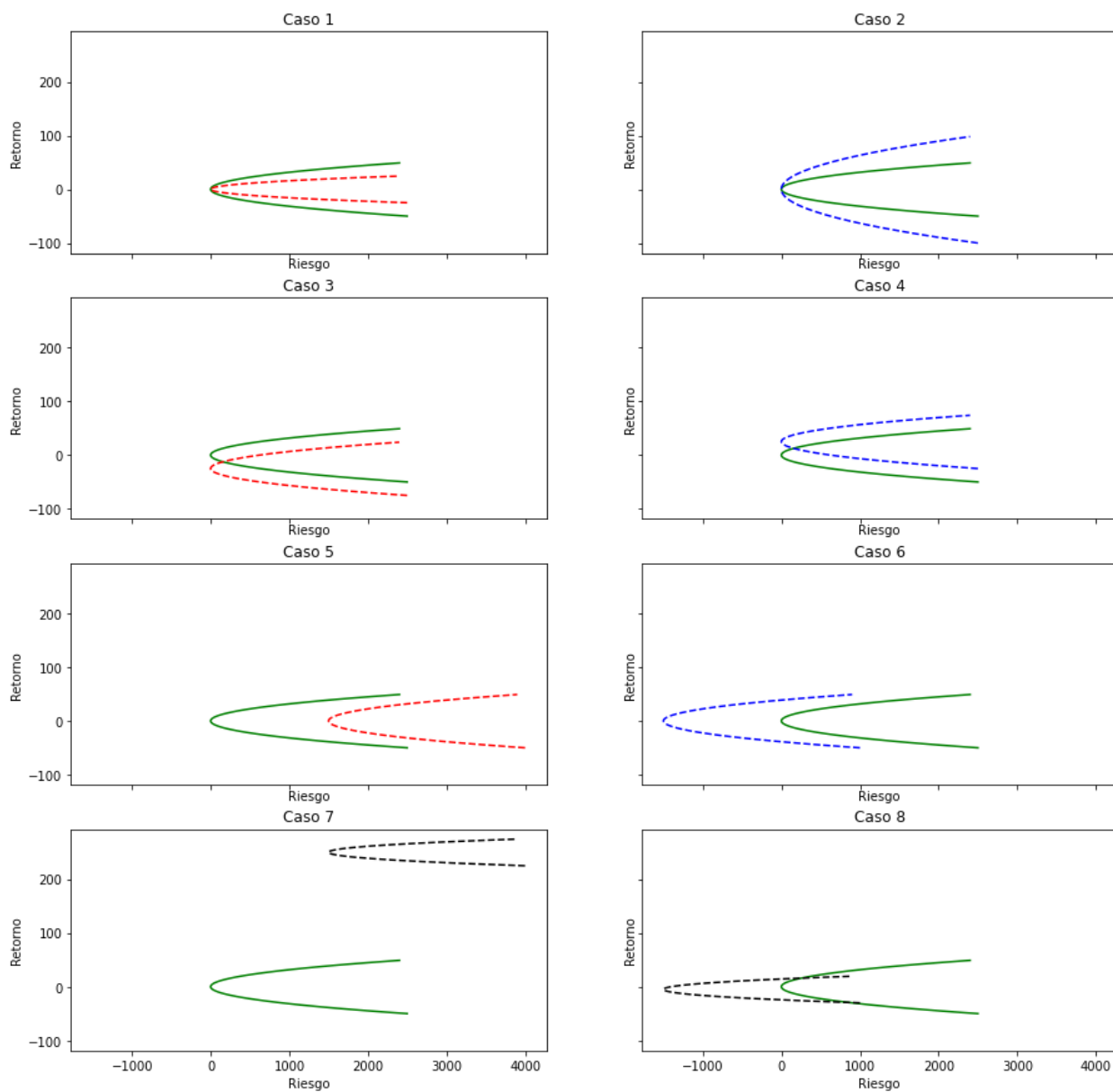
Por otro lado, en términos de desarrollo futuro, el modelo podría extenderse para hacer validaciones con respecto a la “forma” de la función objetivo, en otras palabras, la forma de la de frontera eficiente.

En el siguiente gráfico se muestran diferentes fronteras calculadas, en donde la curva verde es la frontera real, y las otras las calculadas por algún método metaheurístico.

- En los casos 1 y 2 se cambió el multiplicador de la curva:
 - En el caso 1: la curva resultante se encuentra completamente adentro de la curva original. Por lo cual todos los puntos en la frontera calculada serán subóptimos.
 - En el caso 2: la curva original es la que se encuentra dentro de la curva calculada. Esto quiere decir que todos los puntos de la frontera calculada serán inalcanzables para el inversor.
- En los casos 3 y 4 se cambió el desplazamiento vertical de la curva:
 - Esto quiere decir que la mitad los valores de la frontera calculada serán subóptimos mientras que las otras serán inalcanzables para el inversor.
- En los casos 5 y 6 se cambió el desplazamiento horizontal de la curva:
 - En el caso 5: la curva resultante se encuentra completamente adentro de la curva original. Por lo cual todos los puntos en la frontera calculada serán subóptimos sin excepción
 - En el caso 6: la curva original es la que se encuentra dentro de la curva calculada. Esto quiere decir que todos los puntos de la frontera calculada serán inalcanzables para el inversor.
- Incluso pueden darse casos más exóticos como los de los casos 7 y 8, que combinan todos los problemas antes mencionados.

En virtud de lo antes mencionado, sería interesante proponer una métrica para medir la bondad de ajuste de las curvas que no se base simplemente en diferencias entre puntos de la curva tanto en el eje horizontal como en el vertical.

Cabe destacar que las curvas no son necesariamente continuas, ya que la cantidad de acciones que se puede tener de cada tipo es un valor entero, por lo cual, la cantidad de puntos (portfolios posibles) de la curva calculada y la curva real pueden no coincidir, haciendo que las métricas basadas en la diferencia entre ellos sean imposibles de realizar.



6.6 Anexo VI: Breve reseña bibliográfica de autores con temáticas similares.

Este anexo, tiene como objetivo repasar brevemente los trabajos de ciertos autores que han usado las metaheurísticas para modelar los mercados financieros de varios países.

Titulo	A Decision Support System for Cardinality Constrained Portfolio Selection Problem
Autores	Dehnavi, H. D., Seyed-Alagheband, S. A., & Sadrabadi, A. N.
Año:	2017
Link	https://sciarena.com/storage/models/article/L1kyHlb0s6UJXEjz0FhN90fIxoCbsEiL5fOIXXn8Dwq6HIcsmNMI9u2Pee6a/a-decision-support-system-for-cardinality-constrained-portfolio-selection-problem.pdf
Metodología	Algoritmos Genéticos Híbridos y Simulated Annealing (Templado Simulado)
Problema que resuelve	Se prueban los resultados de las metodologías mencionadas para el cálculo de los portafolios óptimos en los índices: Hang Seng (Hong Kong), DAX (Alemania), FTSE (Londres). Es destacable que en este paper se tratan problemas de restricción de cardinalidad.

Titulo	Particle swarm optimization approach to portfolio optimization
Autores	Cura, T
Año:	2009
Link	https://staff.fmi.uvt.ro/~daniela.zaharie/ma2016/projects/applications/portfolio_optimization/PSO%2Bportfolio.pdf
Metodología	Particle swarm optimization
Problema que resuelve	Se prueban los resultados de las metodologías mencionadas para el cálculo de los portafolios óptimos en los índices: Hang Seng (Hong Kong), DAX 100 (Alemania), FTSE 100 (Reino Unido), S&P 100 (Estados Unidos) y Nikkei (Japón)

Título	A multiobjective approach to the portfolio optimization problem
Autores	Armananzas, R., & Lozano, J. A
Año:	2005
Link	http://delta.cs.cinvestav.mx/~ccoello/EMOO/armananzas05.pdf.gz
Metodología	Ant Colony Optimization
Problema que resuelve	Optimización de los 5 stocks más importantes en los Estados Unidos usando una metodología de optimización basada en colonia de hormigas. Es destacable que se usa una función multiobjetivo, siendo uno de los pocos papers en utilizar dicha combinación.

Título	Hybrid search for cardinality constrained portfolio optimization
Autores	Gomez, M. A., Flores, C. X., & Osorio, M. A
Año:	2006
Link	http://gpbib.pmacs.upenn.edu/gecco2006/docs/p1865.pdf
Metodología	Algoritmos Genéticos Híbridos y Simulated Annealing (Templado Simulado)
Problema que resuelve	Compara el uso de ambas metodologías para la resolución de problemas de optimización basados en restricciones de cardinalidad.

Título	Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots.
Autores	Lin, C. C., & Liu, Y. T.
Año:	2008
Link	https://ir.nctu.edu.tw/bitstream/11536/9665/1/000250258400024.pdf
Metodología	Algoritmos Genéticos
Problema que resuelve	Utiliza algoritmos genéticos con la particularidad de que le agrega al modelo lotes mínimos de transacción.

Titulo	Clustered stocks weighting with ant colony optimization in portfolio optimization
Autores	Steven, A., Hertono, G. F., & Handari, B. D
Año:	2018
Link	https://aip.scitation.org/doi/abs/10.1063/1.5064201
Metodología	Ant Colony optimization + K-means para clustering (aprendizaje no supervisado)
Problema que resuelve	Realiza optimización de portfolio basado en otros atributos contables, como por ejemplo EPS (earning per share / ganancia por acción). Los atributos son derivados del estudio de las relaciones encontradas luego de ejecutar un algoritmo de clustering como K-means.

Titulo	An ARIMA-LSTM Correlation Coefficient Based Hybrid Model for Portfolio Management of Dhaka Stock Exchange
Autores	Alam, R., Arnob, R. I., & Alam, A. E
Año:	2020
Link	https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-60036-5_15
Metodología	ARIMA y LSTM híbridos
Problema que resuelve	Utiliza las metodologías antes mencionadas para problemas de administración de portfolio. Este paper se centra en la correlación de los stocks que componen el índice Dhaka (sur asiático)

Titulo	Price forecasting and risk portfolio optimization
Autores	Centeno, V., Georgiev, I. R., Mihova, V., & Pavlov, V
Año:	2019
Link	https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1903/1/012015/pdf
Metodología	ARIMA
Problema que resuelve	El paper examina las distintas posibilidades de parametrización del modelo ARIMA para el la predicción de stock bancarios en Estados Unidos. Asimismo, realiza una optimización de portfolio utilizando el modelo de Markowitz.

Titulo	Recent advancements in robust optimization for investment management
Autores	Kim, J. H., Kim, W. C., & Fabozzi, F. J
Año:	2018
Link	https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-017-2573-5
Metodología	Optimizacion Robusta
Problema que resuelve	Este articulo realiza un estudio de diferentes metodos de optimizacion robusta, no solo de activos comunes como los stock, sino también de como optimizar derivados, trabajar con stocks de diferente moneda, y como evitar que la robustez no sea un obstaculo en términos de complejidad computacional.

Titulo	Performance analysis of Islamic and conventional portfolios: The emerging markets case
Autores	Trabelsi, L., Bahloul, S., & Mathlouthi, F
Año:	2020
Link	https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214845019302790
Metodología	Modelo de Markowitz para economias de alta volatilidad
Problema que resuelve	Este paper aplica el modelo de Markowitz para la resolver la optimizacion de un portfolio utilizando stocks que cotizan en la bolsa islámica. Es destacable que el paper analiza minuciosamente la composicion de stocks latinoamericanos, ya que los mismos son cercanos en terminos de volatilidad.

Titulo	Portfolio Optimization and Asset Allocation With Metaheuristics.
Autores	Ray, J., Bhattacharyya, S., & Singh,
Año:	2019
Link	https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=nt8XEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA78&dq=argentinian+markowitz+model&ots=WiA85xAiL2&sig=Mk5DFHuUuszDNdn10gPvWSiXcH54

Metodología	Ant Colony Optimization, Genetic Algorithms, Simmulated Annealing, Swarm Particle Optimization, Markowitz Model.
Problema que resuelve	Este texto, basicamente realiza una revision de todas las metaheurísticas que se usaron en la tesis en cuestión, pero con un efoque centrado en el mercado doméstico de los Estados Unidos. Es destacable que el texto fue publicado después de que la versión final de la tesis sea aprobada. Se inclye este texto de manera de ilustrar la vigencia del terma en el mercado internacional.

Título	Metaheuristics for rich portfolio optimisation and risk management: Current state and future trends.
Autores	Doering, J., Kizys, R., Juan, A. A., Fitó, À., & Polat, O.
Año:	2019
Link	https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214716019300399
Metodología	Metaheurísticas en general: incluyendo pero no limitado a: Ant Colony Optimization, Genetic Algorithms, Simmulated Annealing, Swarm Particle Optimization.
Problema que resuelve	Este texto hace referencia a los distintos tipos de estrategias metaheurísticas que pueden ser utilizadas para resolver los problemas financieros de optimización de portfolio. Resulta interesante destracar que realiza una clasifiacion de las metaherusicas basadas en varios factores, entre ellos el hecho de ser bioinspirados o no, y los compara entre si. Asimismo, propone otras alternativas que estos mismos algoritmos pueden resolver como por ejemplo intercambio de futuros financieros y predicion de bancarota.

6.7 Anexo VII: Metodologías usadas en el mercado argentino:

Este anexo tiene como único fin mostrar brevemente las metodologías que se usan en el mercado argentino en lo relacionado a la predicción de la evolución de los stocks -lo que se correspondería con la primer parte de la tesis -.

La bibliografía usada en esta sección son los materiales elaborados por la Universidad Tecnológica Nacional para su diplomatura: “Experto Universitario en Mercado de Capitales”¹⁵ el cual a la vez está distribuido en cuatro materias/cursos los cuales son:

- Administrador de inversiones y Gestión de Patrimonios Financieros, con aplicación de simulador de operaciones bursátiles en tiempo real.
- Analista Técnico financiero y bursátil
- Ejecutivo en Finanzas y Mercado de Capitales
- Analista de Inversiones y Mercados financieros, con aplicación de simulador de operaciones bursátiles en tiempo real

Como ya se mencionó, el fin de esta sección es mostrar las herramientas que comúnmente se enseñan y se usan para (entre otras cosas) realizar predicciones en el mercado argentino.

Es menester destacar que las metodologías son del tipo “chartista”, por lo cual no están basadas directamente en el uso de herramientas estadísticas sofisticadas. No obstante, se incluye los fundamentos de la metodología en este anexo, para que se pueda percibir la diferencia entre modelos vigentes tanto pedagógicamente como profesionalmente, y los que se propuso en el cuerpo de la tesis principal.

6.7.1 Primera metodología: Análisis Técnico

El análisis técnico es una herramienta utilizada por los inversores que sirve para evaluar precios de cotizaciones e intentar predecir sus futuros movimientos, analizando estadísticas obtenidas del movimiento de los precios y el volumen.

A diferencia de los analistas fundamentales que intentan evaluar el valor intrínseco de un valor, el análisis técnico se centra en los **gráficos** del movimiento del

¹⁵ <https://utnba.centrodeeelearning.com/detalle/experto-universitario/1409/experto-universitario-en-mercado-de-capitales>

Uso de técnicas metaheurísticas para el modelado del mercado de capitales argentinos.

precio y en varias herramientas analíticas para evaluar la fuerza o debilidad de una cotización, así como a predecir los futuros cambios en los precios.

Con el paso del tiempo, los analistas han ido desarrollando diversos indicadores técnicos, en un intento por predecir de forma precisa futuros cambios en los precios, sin dejar nunca de lado las Señales y los Alertas.

El principal objetivo de algunos indicadores es el de centrarse en identificar la actual tendencia del mercado, incluyendo áreas de soporte y resistencia, mientras otros se centran en determinar la fortaleza de una tendencia y la probabilidad de su continuidad. Los indicadores más utilizados incluyen líneas de tendencia, medias móviles e indicadores de impulso.

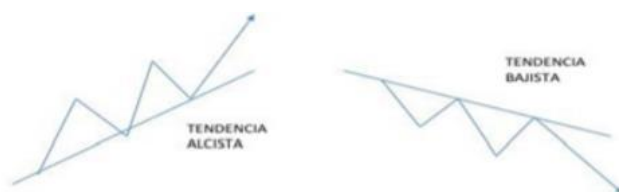
Como ya se mencionó anteriormente, una de las metodologías a utilizar es la de gráficos de tendencia.

Estas pueden ser definidas como la dirección que toman los precios que producen a consecuencias del desequilibrio entre la oferta y la demanda. Una línea de tendencia es una línea recta que une los sucesivos mínimos o soportes alcistas, si se trata de una tendencia alcista, o sucesivos máximos o resistencias si es bajista.

Según su dirección podemos definirla:

ALCISTA: Es una sucesión de máximos y mínimos crecientes.

BAJISTA: Es una sucesión de máximos y mínimos decrecientes



Por otro lado, podemos definir, líneas de soporte y resistencia:

Estas pueden ser definidos de la siguiente manera:

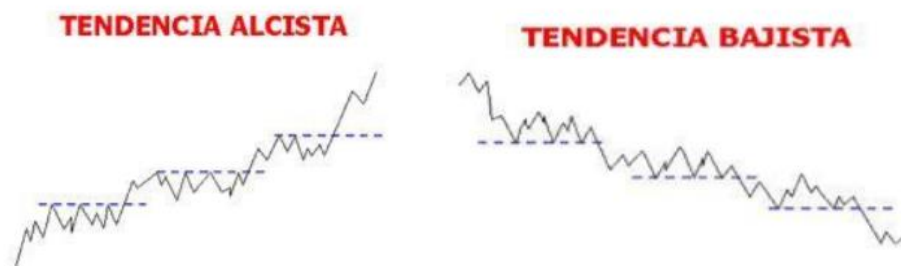
Un soporte es un nivel de precios en el que se detiene la caída de la cotización y ésta rebota nuevamente al alza

El mercado, entendido como la voluntad de millones de inversores, considera que es un nivel de precios muy bajo, por lo que cuando la cotización alcanza ese valor, las compras se disparan.

Una resistencia es un nivel de precios en el que se detiene la suba de la cotización y ésta se determina hacia abajo. El mercado considera que es un nivel de precios muy alto, por lo que cuando la cotización alcanza ese valor, las ventas se disparan.

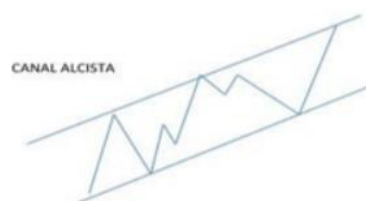


Asimismo, se identifican también tendencias alcistas y bajistas que son soportados por las líneas antes mencionadas:



Asimismo pueden identificarse otras estructuras de línea, como por ejemplo la de “canal”:

Es puede ser definido como una zona por la que fluctúa el valor entre una línea de tendencia trazada y su paralela la cual puede ser alcista o bajista.



Incluso, al combinar todas estas, pueden darse estructuras “chartistas” más sofisticadas:

Como por ejemplo la siguiente tendencia:

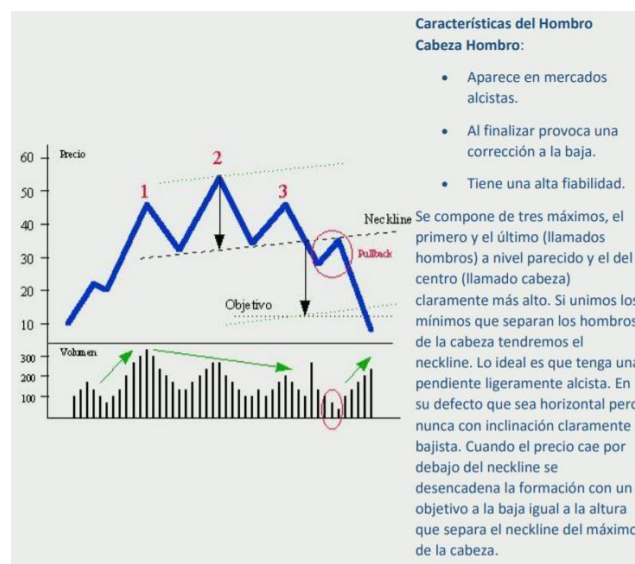


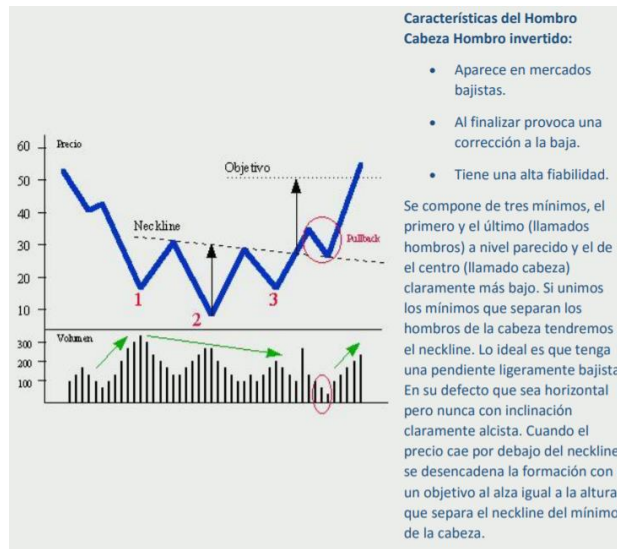
6.7.2 Segunda metodología: Figuras:

Otra manera de estudiar las formas, es la de analizar las formas que las curvas en el mediano plazo poseen, más allá de la proyección de la línea de tendencias.

El Hombro cabeza hombro es una de las figuras más típicas del chartismo, e indica un cambio de la tendencia alcista o bajista. Su nombre proviene de la semejanza a la cabeza y hombros de un hombre. Se caracteriza por comenzar con un pico, seguido de un segundo pico más alto y seguido de un tercer pico más bajo que el segundo, pero, aproximadamente, igual en altura al primero. Es la figura más importante por la fiabilidad que ha demostrado a lo largo de años de estudios y análisis chartista.

Un breve resumen de las figuras puede encontrarse en las siguientes imágenes:





6.7.3 Conclusiones:

Como se mencionó anteriormente, esta sección solamente intentó mostrar los fundamentos del análisis “chartista”, el cual forma parte de la currícula de la enseñanza universitaria en la disciplina financiera y que, por su simplicidad, se han convertido en un estándar innegable en el mercado argentino.

Es necesario destacar que la simplicidad de los métodos analizados y la falta de una formulación matemática específica, no los invalida. Sino que simplemente estamos en presencia de dos paradigmas inconmensurables, lo cual también explica la falta de bibliografía específica del tema de la tesis en el mercado argentino.

6.8 Anexo VIII: Ficha técnica de las soluciones a nivel de software.

Si bien este texto es una tesis en Ciencias Económicas, debido al soporte indispensable que le proporciona las Ciencias Informáticas, resulta importante mencionar (por lo menos) como se llevaron a cabo los experimentos en términos de software.

Es necesario también destacar que no es una práctica habitual en la disciplina la entrega del código fuente, o las planillas de cálculo o los softwares propietarios con el que fueron elaborados los experimentos de los papers. Ya que lo que se destaca es la metodología utilizada, por sobre el soporte de procesamiento.

En el caso de esta tesis, todas las soluciones fueron elaboradas por software elaborado con los fines específicos de esta tesis, software creado puntualmente para fines académicos, software creado puntualmente para fines de investigación, y algunas librerías específicas y software propietario.

En cuanto al lenguaje de programación utilizado, se utilizó R para la primera parte: Estimaciones lineales, estimaciones robustas, método ARIMA, y LSTM

Para la segunda parte, lo cual incluye a todas las metaheurísticas se utilizó Python y se adaptaron códigos de base para satisfacer las particularidades del modelo: Por ejemplo, se utilizó el algoritmo de optimización de colonia de hormigas de base, pero se le hizo una modificación a la matriz de costos/distancia para hacerla continua.

Otras fuentes de información utilizadas, incluyen la terminal Bloomberg, a la cual tenía acceso cuando hacía el Master en Ingeniería Financiera.

Asimismo, para la correcta parametrización de los modelos, se utilizaron rangos de variables comunes entre los autores. Los cuales fueron optimizados utilizados algoritmos de validación cruzada de 10 iteraciones promedio (cross validation, $K = 10$).

En otras palabras, se daba un rango de valores (discretizados) de los posibles parámetros del modelo a utilizar de acuerdo a los autores relevantes, y se corría el proceso en el servidor de la universidad que permitía el procesamiento independiente en paralelo de cada solución.

Cada combinación de parámetros, dividía el set de datos en 10 sets de datos, utilizándose iterativamente un subconjunto como set de prueba y el resto de entrenamiento.

Al finalizar se comparaba el resultado promedio que había alcanzado cada combinación de parámetros, con lo cual se elegía la mejor parametrización del modelo.

Es interesante mencionar que, en su mejor parametrización, todas las metaheurísticas alcanzaron el portfolio óptimo, por lo cual no se pudo realizar un ranking entre modelos.

Si bien es sabido que computacionalmente hay métodos que pueden ser más efectivos que otros en términos de complejidad computacional, en términos de modelos económicos (el interés de esta tesis), los mismos son indiferentes, estando razonablemente dentro del mismo rango de orden de magnitud.

6.9 Anexo IX: Bibliografía utilizada para los anexos:

- Lin, C. C., & Liu, Y. T. (2008). Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots. *European Journal of Operational Research*, 185(1), 393-404.
- Cura, T. (2009). Particle swarm optimization approach to portfolio optimization. *Nonlinear analysis: Real world applications*, 10(4), 2396-2406.
- Dehnavi, H. D., Seyed-Alagheband, S. A., & Sadrabadi, A. N. A Decision Support System for Cardinality Constrained Portfolio Selection Problem.
- Kim, J. H., Kim, W. C., & Fabozzi, F. J. (2018). Recent advancements in robust optimization for investment management. *Annals of Operations Research*, 266(1), 183-198.
- Trabelsi, L., Bahloul, S., & Mathlouthi, F. (2020). Performance analysis of Islamic and conventional portfolios: The emerging markets case. *Borsa Istanbul Review*, 20(1), 48-54.
- Ray, J., Bhattacharyya, S., & Singh, N. B. (2019). Portfolio Optimization and Asset Allocation With Metaheuristics.
- Doering, J., Kizys, R., Juan, A. A., Fitó, À., & Polat, O. (2019). Metaheuristics for rich portfolio optimisation and risk management: Current state and future trends. *Operations Research Perspectives*, 6, 100121.
- Armananzas, R., & Lozano, J. A. (2005, September). A multiobjective approach to the portfolio optimization problem. In *2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation (Vol. 2, pp. 1388-1395)*. IEEE.
- Gomez, M. A., Flores, C. X., & Osorio, M. A. (2006, July). Hybrid search for cardinality constrained portfolio optimization. In *Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and Evolutionary Computation (pp. 1865-1866)*.
- Steven, A., Hertono, G. F., & Handari, B. D. (2018, October). Clustered stocks weighting with ant colony optimization in portfolio optimization. In *AIP Conference Proceedings (Vol. 2023, No. 1, p. 020204)*. AIP Publishing LLC.
- Centeno, V., Georgiev, I. R., Mihova, V., & Pavlov, V. (2019, October). Price forecasting and risk portfolio optimization. In *AIP Conference Proceedings (Vol. 2164, No. 1, p. 060006)*. AIP Publishing LLC.
- Alam, R., Arnob, R. I., & Alam, A. E. (2020, August). An ARIMA-LSTM Correlation Coefficient Based Hybrid Model for Portfolio Management of Dhaka

Stock Exchange. In International Conference for Emerging Technologies in Computing (pp. 214-226). Springer, Cham.