



UNIVERSIDAD UTE

FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS

ESCUELA DE FINANZAS Y AUDITORÍA CPA

**TESIS PREVIA LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN FINANZAS Y
AUDITORÍA CPA**

TEMA

**APLICACIÓN DE REDES NEURONALES RECURRENTE PARA LA CONSTRUCCIÓN
DE PORTAFOLIOS DE ACCIONES EN EL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO.
PERÍODO 2013 – 2018.**

AUTOR

JORGE ALBERTO PONCE PAREDES

DIRECTOR DE TESIS

MÁSTER, PAUL RODRÍGUEZ

Quito 2018

FORMULARIO DE REGISTRO BIBLIOGRÁFICO

PROYECTO DE TITULACIÓN

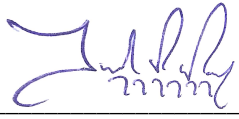
DATOS DE CONTACTO	
CÉDULA DE IDENTIDAD:	1725860934
APELLIDO Y NOMBRES:	PONCE PAREDES JORGE ALBERTO
DIRECCIÓN:	FRUTILLAS E-1170 Y ELOY ALFARO
EMAIL:	ponce623@hotmail.com
TELÉFONO FIJO:	(02) 2 413 391
TELÉFONO MÓVIL:	098 407 1815

DATOS DE LA OBRA	
TÍTULO:	APLICACIÓN DE REDES NEURONALES RECURRENTES PARA LA CONSTRUCCIÓN DE PORTAFOLIOS DE ACCIONES EN EL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO. PERÍODO 2013 – 2018.
AUTOR O AUTORES:	PONCE PAREDES JORGE ALBERTO
FECHA DE ENTREGA DEL PROYECTO DE TITULACIÓN:	04/10/2018
DIRECTOR DEL PROYECTO DE TITULACIÓN:	RODRÍGUEZ MUÑOZ PAUL ARMANDO
PROGRAMA	PREGRADO <input checked="" type="checkbox"/> POSGRADO <input type="checkbox"/>
TÍTULO POR EL QUE OPTA:	INGENIERO EN FINANZAS Y AUDITORÍA CPA
RESUMEN: Mínimo 250 palabras	En la actualidad, la inteligencia artificial es un tema vanguardista por sus múltiples aplicaciones en distintos campos de las ciencias. En la presente investigación, se desarrolló un modelo de aprendizaje automático conocido como redes neuronales recurrentes, con el objetivo de estimar con mayor precisión las variables del riesgo y rendimiento esperado de las compañías que cotizan sus acciones en el mercado de capitales ecuatoriano,

	<p>para de esta forma, construir portafolios financieros óptimos. Fueron recopilados los precios de cierre y valores mensuales de 35 emisores de acciones y el índice ecuatoriano del mercado bursátil ECUINDEX, durante el período 2013 – 2018, para la construcción, aprendizaje y estimaciones de las redes neuronales recurrentes, así como para la realización de los cálculos matemáticos necesarios en la construcción de portafolios financieros. Dentro de los resultados principales; se alcanzó un grado de acierto en los pronósticos de las redes neuronales de 90,08% en los precios de cierre y valores mensuales, y 99,00% en el cálculo de rendimientos. Además, se obtuvieron 34 portafolios óptimos que presentan un rango de riesgo entre 0,32% y 32,87%, y un rendimiento esperado de 0,10% hasta 46,56%. El desempeño de los portafolios financieros fue comparado contra el índice bursátil del mercado nacional, de tal forma que se obtuvieron medidas sobre aquellos portafolios que superarán el rendimiento esperado del índice, y aquellos que obtendrán un desempeño inferior al mismo. Los valores de riesgo y rendimiento de cada portafolio óptimo fueron representados gráficamente en un plano cartesiano, con lo cual se obtuvo la frontera eficiente del mercado de capitales ecuatoriano, además, que las distintas combinaciones entre estas dos variables ratificaron la relación existente entre un mayor riesgo esperado, compensado con una mayor rentabilidad.</p>
<p>PALABRAS CLAVES:</p>	<p>inteligencia artificial, redes neuronales recurrentes, inversiones financieras, portafolios financieros</p>
<p>ABSTRACT:</p>	<p>Nowadays, artificial intelligence is an avant-garde subject due to its multiple applications in different fields of science. In this research, an automatic learning model known as recurrent neural networks was developed with the objective of estimating with</p>

	<p>greater precision the variables of risk and return of the companies that quote their shares in the Ecuadorian capital market in order to build optimal financial portfolios. The closing prices and monthly values of 35 stock issuers and the Ecuadorian stock market index ECUINDEX were compiled during the period 2013 – 2018, for the construction, learning and estimations of the recurrent neural networks, as well as for the realization of the mathematical calculations needed in the construction of financial portfolios. Within the main results, a degree of accuracy was reached in the forecasts of neural networks of 90.08% in closing prices and monthly values, and 99.00% in yields. In addition, 34 optimal portfolios were obtained with a risk range between 0.32% and 32.87%, and an expected yield of 0.10% to 46.56%. The performance of the financial portfolios was compared against the national stock market index. The measures that were obtained reflects those portfolios that will exceed the expected performance of the index, and those that will obtain an inferior performance to the same one. The risk and yield values of each optimal portfolio were represented graphically in a Cartesian plane, which resulted in the efficient frontier of the Ecuadorian Capital Market. The different combinations between these two variables ratified the relationship between greater expected risk compensated with a greater profitability.</p>
KEYWORDS	artificial intelligence, recurrent neural networks, financial investments, financial portfolios

Se autoriza la publicación de este Proyecto de Titulación en el Repositorio Digital de la Institución.

f:  _____

PONCE PAREDES JORGE ALBERTO

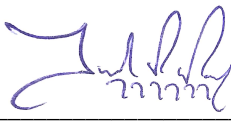
1725860934

DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Yo, **PONCE PAREDES JORGE ALBERTO**, CI 1725860934 autor del proyecto titulado: **Aplicación de redes neuronales recurrentes para la construcción de portafolios de acciones en el mercado de capitales ecuatoriano. Período 2013 – 2018**, previo a la obtención del título de **INGENIERO EN FINANZAS Y AUDITORÍA CPA** en la Universidad UTE.

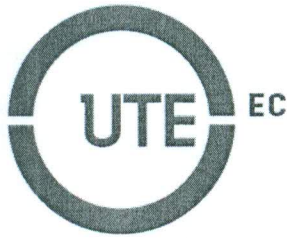
1. Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las Instituciones de Educación Superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de graduación para que sea integrado al Sistema Nacional de información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.
2. Autorizo a la BIBLIOTECA de la Universidad UTE a tener una copia del referido trabajo de graduación con el propósito de generar un Repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Quito, 04 de octubre de 2018

f:  _____

PONCE PAREDES JORGE ALBERTO

1725860934



SEDE MATRIZ
Calle Rumipamba S/N
entre Bourgeois y Atahualpa

CAMPUS OCCIDENTAL
Avenida Mariscal Sucre S/N
y Mariana de Jesús

Quito, D.M., 2 de octubre de 2018.

Economista.
Carlos De la Torre.

DECANO
FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS
UNIVERSIDAD UTE
Presente.-

De mi consideración:

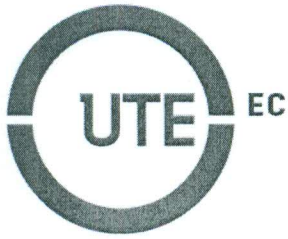
Por medio del presente me permito indicarle que mediante código de trámite No. 738247-UTE, dispuso que asuma la dirección de tesis titulada **"APLICACIÓN DE REDES NEURONALES RECURRENTE PARA LA CONSTRUCCIÓN DE PORTAFOLIOS DE ACCIONES EN EL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO. PERÍODO 2013 - 2018"**, a cargo del estudiante **PONCE PAREDES JORGE ALBERTO**, como paso previo a la obtención del título de Ingeniero en Finanzas y Auditoría, CPA. Al respecto debo manifestar lo siguiente:

El desarrollo de la tesis se realizó conforme al cronograma de actividades propuesto, a continuación se describe por capítulo su contenido:

CONTENIDO	DESCRIPCIÓN
Capítulo 1	Ha sido determinado el problema de investigación, sus objetivos y justificación, así como, su marco teórico y conceptual, que sustenta el tema de investigación.
Capítulo 2	Se describe la metodología aplicada (general y específica), su nivel de estudio, la población, el tamaño de la muestra y el período aplicado, con el fin de alcanzar el logro de los objetivos planteados.
Capítulo 3	Se recopila, procesa y analiza los datos obtenidos de los diversos portafolios bursátiles. Se describe la arquitectura de las redes neuronales recurrentes utilizadas para el pronóstico de los valores futuros de las acciones en el mercado de valores ecuatorianos; se mide el grado de acierto de los pronósticos frente a los datos reales; se determina portafolios óptimos de acciones en base a los pronósticos realizados por las redes neuronales recurrentes y; se mide el nivel de desempeño de los portafolios óptimos en comparación con al rendimiento del mercado de valores ecuatoriano.
Capítulo 4	Las conclusiones y recomendaciones guardan relación con los objetivos establecidos en la investigación.
ANEXOS	Existen los anexos que complementan el trabajo realizado.

El trabajo cumple con la normatividad exigida por la Universidad y las observaciones realizadas al mismo, durante el proceso de revisión, fueron acogidas plenamente por el señor estudiante.





SEDE MATRIZ
Calle Rumipamba S/N
entre Bourgeois y Atahualpa

CAMPUS OCCIDENTAL
Avenida Mariscal Sucre S/N
y Mariana de Jesús

Por lo manifestado mucho agradeceré a usted se digne autorizar a quien corresponda se continúen con los trámites pertinentes, hasta la graduación de la mencionado señor egresado.

Por la favorable atención que se sirva dar al presente, quedo agradecido de Usted.

Adjunto el trabajo de titulación, con las firmas de responsabilidad de la estudiante y el lector del trabajo.

Atentamente,



Ec. Paul Rodríguez Muñoz, MBA MCF
DOCENTE FCA – UNIVERSIDAD UTE

DECLARACIÓN JURAMENTADA DEL AUTOR

Yo, Jorge Alberto Ponce Paredes, portador de la cédula de identidad N° 1725860934, declaro que el trabajo aquí descrito es de mi autoría, que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en ese documento.

La Universidad UTE puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normativa institucional vigente.

f.  _____

PONCE PAREDES JORGE ALBERTO

1725860934

Aplicación de redes neuronales recurrentes para la construcción de portafolios de acciones en el mercado de capitales ecuatoriano. Período 2013 – 2018

Jorge A. Ponce

Resumen

En la actualidad, la inteligencia artificial es un tema vanguardista por sus múltiples aplicaciones en distintos campos de las ciencias. En la presente investigación, se desarrolló un modelo de aprendizaje automático conocido como redes neuronales recurrentes, con el objetivo de estimar con mayor precisión las variables del riesgo y rendimiento esperado de las compañías que cotizan sus acciones en el mercado de capitales ecuatoriano, para de esta forma, construir portafolios financieros óptimos. Fueron recopilados los precios de cierre y valores mensuales de 35 emisores de acciones y el índice ecuatoriano del mercado bursátil ECUINDEX, durante el período 2013 – 2018, para la construcción, aprendizaje y estimaciones de las redes neuronales recurrentes, así como para la realización de los cálculos matemáticos necesarios en la construcción de portafolios financieros. Dentro de los resultados principales; se alcanzó un grado de acierto en los pronósticos de las redes neuronales de 90,08% en los precios de cierre y valores mensuales, y 99,00% en el cálculo de rendimientos. Además, se obtuvieron 34 portafolios óptimos que presentan un rango de riesgo entre 0,32% y 32,87%, y un rendimiento esperado de 0,10% hasta 46,56%. El desempeño de los portafolios financieros fue comparado contra el índice bursátil del mercado nacional, de tal forma que se obtuvieron medidas sobre aquellos portafolios que superarán el rendimiento esperado del índice, y aquellos que obtendrán un desempeño inferior al mismo. Los valores de riesgo y rendimiento de cada portafolio óptimo fueron representados gráficamente en un plano cartesiano, con lo cual se obtuvo la frontera eficiente del mercado de capitales ecuatoriano, además, que las distintas combinaciones entre estas dos variables ratificaron la relación existente entre un mayor riesgo esperado, compensado con una mayor rentabilidad.

Palabras clave: inteligencia artificial, redes neuronales recurrentes, inversiones financieras, portafolios financieros

Application of recurrent neural networks for the construction of stock portfolios in the Ecuadorian capital market. Period 2013 – 2018

Abstract

Nowadays, artificial intelligence is an avant-garde subject due to its multiple applications in different fields of science. In this research, an automatic learning model known as recurrent neural networks was developed with the objective of estimating with greater precision the variables of risk and return of the companies that quote their shares in the Ecuadorian capital market in order to build optimal financial portfolios. The closing prices and monthly values of 35 stock issuers and the Ecuadorian stock market index ECUINDEX were compiled during the period 2013 – 2018, for the construction, learning and estimations of the recurrent neural networks, as well as for the realization of the mathematical calculations needed in the construction of financial portfolios. Within the main results, a degree of accuracy was reached in the forecasts of neural networks of 90.08% in closing prices and monthly values, and 99.00% in yields. In addition, 34 optimal portfolios were obtained with a risk range between 0.32% and 32.87%, and an expected yield of 0.10% to 46.56%. The performance of the financial portfolios was compared against the national

stock market index. The measures that were obtained reflects those portfolios that will exceed the expected performance of the index, and those that will obtain an inferior performance to the same one. The risk and yield values of each optimal portfolio were represented graphically in a Cartesian plane, which resulted in the efficient frontier of the Ecuadorian Capital Market. The different combinations between these two variables ratified the relationship between greater expected risk compensated with a greater profitability.

Keywords: artificial intelligence, recurrent neural networks, financial investments, financial portfolios

Índice

INTRODUCCIÓN	1
1.1 EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	1
1.1.1 Problema a investigar.....	1
1.1.2 Objeto de estudio teórico.....	1
1.1.3 Objeto de estudio práctico.....	1
1.1.4 Planteamiento del problema.....	1
Diagnóstico.....	1
Pronóstico.....	4
Control pronóstico.....	4
1.1.5 Formulación del problema.....	5
1.1.6 Sistematización del problema.....	5
1.1.7 Objetivo general.....	5
1.1.8 Objetivos específicos.....	5
1.1.9 Justificaciones.....	6
1.2 MARCO REFERENCIAL.....	7
1.2.1 Marco teórico.....	7
Redes neuronales artificiales.....	7
Redes neuronales recurrentes.....	10
Gran memoria de corto plazo.....	11
Sobreajuste.....	12
Teoría moderna del portafolio.....	13
Frontera eficiente.....	14
Evaluación del desempeño del portafolio.....	16
Supuestos del modelo media-varianza.....	16
Crítica al modelo media-varianza.....	17
Hipótesis de los mercados eficientes.....	17
Mercado de capitales ecuatoriano.....	18
Entrevista al Economista Carlos de la Torre.....	19
1.2.2 Marco conceptual.....	23
MÉTODO	25
2.1 METODOLOGÍA GENERAL.....	25
2.1.1 Nivel de estudio.....	25
Estudio exploratorio.....	25
2.1.2 Modalidad de investigación.....	25
Documental.....	25
2.1.3 Método.....	25
Método inductivo – deductivo.....	25
2.1.4 Población y muestra.....	25

Población.....	25
Muestra.....	26
2.1.5 Selección de instrumentos de investigación.....	26
Análisis de documentos.....	26
2.1.6 Procesamiento de datos.....	26
2.2 METODOLOGÍA ESPECÍFICA.....	27
2.2.1 Metodología financiera.....	27
Redes neuronales recurrentes.....	27
Normalización de los datos.....	27
Arquitectura de la red neuronal recurrente.....	27
Método del gradiente estocástico.....	28
Retropropagación a través del tiempo.....	29
Gran memoria de corto plazo.....	29
Error porcentual absoluto medio.....	31
Portafolios de acciones.....	32
Rendimiento de una acción.....	32
Riesgo de una acción.....	33
Rendimiento del portafolio.....	34
Riesgo del portafolio.....	34
Optimización del portafolio.....	35
Evaluación del desempeño del portafolio.....	36
RESULTADOS.....	38
3.1 RECOLECCIÓN Y TRATAMIENTO DE DATOS.....	38
3.2 PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	44
<i>Arquitecturas de las redes neuronales recurrentes utilizadas para el pronóstico de los valores futuros de las acciones en el mercado de capitales ecuatoriano.....</i>	<i>44</i>
<i>Medición del grado de acierto de los pronósticos de las redes neuronales recurrentes frente a los datos reales de cotización de las acciones durante el período de análisis.....</i>	<i>48</i>
<i>Portafolios óptimos de acciones construidos en base a los pronósticos realizados por las redes neuronales recurrentes.....</i>	<i>55</i>
<i>Medición del desempeño de los portafolios óptimos de acciones en comparación al rendimiento del mercado de valores ecuatoriano.....</i>	<i>62</i>
DISCUSIÓN.....	65
4.1 CONCLUSIONES.....	65
4.2 RECOMENDACIONES.....	67
REFERENCIAS.....	69
ANEXOS.....	78

Índice de figuras

<i>FIGURA 1.</i> FUNCIÓN SIGMOIDAL Y TANGENTE HIPERBÓLICA.....	8
<i>FIGURA 2.</i> ARQUITECTURA DE UNA RED NEURONAL	9
<i>FIGURA 3.</i> RED NEURONAL RECURRENTE DESPLEGADA [UNFOLD]	11
<i>FIGURA 4.</i> MECANISMO DE FUNCIONAMIENTO DEL ALGORITMO GMCP [LSTM]	12
<i>FIGURA 5.</i> PORTAFOLIO DE RIESGO ÓPTIMO	16
<i>FIGURA 6.</i> GRÁFICA DE SERIES DE TIEMPO PARA LOS EMISORES DE ACCIONES Y EL ÍNDICE ECUINDEX, DURANTE EL PERÍODO 2013 – 2017	40
<i>FIGURA 7.</i> TERMINAL DE SALIDA DEL ENTORNO DE DESARROLLO SPYDER (VERSIÓN 3.3.1) EN LA CONSTRUCCIÓN DE UNA RED NEURONAL RECURRENTE.	41
<i>FIGURA 8.</i> VENTANA DE SOLVER PARA LA OBTENCIÓN DEL PORTAFOLIO DE MÍNIMA VARIANZA (PMV).....	43
<i>FIGURA 9.</i> GRÁFICA DE SERIES DE TIEMPO PARA LOS PRECIOS DE CIERRE Y VALORES MENSUALES DE LOS EMISORES DE ACCIONES Y EL ÍNDICE ECUINDEX RESPECTIVAMENTE, DURANTE EL PERÍODO ENERO A JUNIO 2018	52
<i>FIGURA 10.</i> GRÁFICA DE SERIES DE TIEMPO PARA LOS RENDIMIENTOS DIARIOS Y MENSUALES DE LOS EMISORES DE ACCIONES Y EL ÍNDICE ECUINDEX RESPECTIVAMENTE, DURANTE EL PERÍODO ENERO A JUNIO 2018	53
<i>FIGURA 11.</i> PORTAFOLIOS EFICIENTES DEL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO, AÑO 2018. .	56
<i>FIGURA A1.</i> GRÁFICA DE SERIES DE TIEMPO PARA LOS PRECIOS DE CIERRE Y VALORES MENSUALES DE LOS EMISORES DE ACCIONES Y EL ÍNDICE ECUINDEX RESPECTIVAMENTE, DURANTE EL PERÍODO ENERO A DICIEMBRE 2017	86
<i>FIGURA A2.</i> GRÁFICA DE SERIES DE TIEMPO PARA LOS RENDIMIENTOS DIARIOS Y MENSUALES DE LOS EMISORES DE ACCIONES Y EL ÍNDICE ECUINDEX RESPECTIVAMENTE, DURANTE EL PERÍODO ENERO A DICIEMBRE 2017	87

Índice de tablas

<i>TABLA 1.</i> COMPOSICIÓN DEL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO (NOVIEMBRE 2017).....	18
<i>TABLA 2.</i> VARIABLES Y RESULTADO DEL CÁLCULO DE LA TASA LIBRE DE RIESGO DE ECUADOR, AÑO 2018	43
<i>TABLA 3.</i> VARIABLES SELECCIONADAS POR CADA EMISOR E ÍNDICE, PARA LA CONSTRUCCIÓN DE REDES NEURONALES RECURRENTE.....	45
<i>TABLA 4.</i> MEDICIÓN DEL GRADO DE ERROR EN LAS PREDICCIONES DE LAS REDES NEURONALES RECURRENTE.....	49
<i>TABLA 5.</i> RIESGO, RENDIMIENTO, Y RATIO DE SHARPE DE LOS 34 PORTAFOLIOS EFICIENTES DEL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO, AÑO 2018	57
<i>TABLA 6.</i> COMPOSICIÓN DE LOS PRINCIPALES PORTAFOLIOS EFICIENTES DEL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO, AÑO 2018	58
<i>TABLA 7.</i> PRINCIPALES EMISORES EN CADA UNO DE LOS 34 PORTAFOLIOS EFICIENTES.....	60
<i>TABLA 8.</i> EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE LOS PORTAFOLIOS EFICIENTES DEL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO, AÑO 2018	64
<i>TABLA A1.</i> LISTADO DE EMISORES DE ACCIONES SELECCIONADOS Y OBSERVACIONES RECOPIADAS.....	78
<i>TABLA A2.</i> RENDIMIENTO Y RIESGO ANUAL PARA CADA EMISOR DE ACCIONES	80
<i>TABLA A3.</i> MATRIZ DE COVARIANZAS DE LOS RENDIMIENTOS DIARIOS (2013 – 2017).....	82
<i>TABLA A4.</i> MATRIZ DE CORRELACIONES DE LOS RENDIMIENTOS DIARIOS (2013 – 2017)	83
<i>TABLA A5.</i> MEDICIÓN DEL GRADO DE ERROR EN LAS PREDICCIONES DE LAS REDES NEURONALES RECURRENTE (PERÍODO 2012 – 2017).....	84
<i>TABLA A6.</i> COMPOSICIÓN DE LOS 34 PORTAFOLIOS EFICIENTES DEL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO, AÑO 2018.....	88

Índice de anexos

<i>ANEXO 1. LISTADO DE EMISORES DE ACCIONES SELECCIONADOS Y OBSERVACIONES RECOPIADAS.....</i>	<i>78</i>
<i>ANEXO 2. RENDIMIENTO Y RIESGO ANUAL PARA CADA EMISOR DE ACCIONES.....</i>	<i>80</i>
<i>ANEXO 3. MATRIZ DE COVARIANZAS DE LOS RENDIMIENTOS DIARIOS (2013 – 2017)</i>	<i>82</i>
<i>ANEXO 4. MATRIZ DE CORRELACIONES DE LOS RENDIMIENTOS DIARIOS (2013 – 2017).....</i>	<i>83</i>
<i>ANEXO 5. MEDICIÓN DEL GRADO DE ERROR DE LOS PRONÓSTICOS DE LAS REDES NEURONALES RECURRENTES FRENTE A LOS DATOS REALES DE COTIZACIÓN DE LAS ACCIONES DURANTE EL PERÍODO 2012 – 2017</i>	<i>84</i>
<i>ANEXO 6. COMPOSICIÓN DE LOS 34 PORTAFOLIOS EFICIENTES DEL MERCADO DE CAPITALES ECUATORIANO, AÑO 2018.....</i>	<i>88</i>

Lista de abreviaciones

Abreviación	Frase
ECM	Error cuadrático medio
EPAM	Error porcentual absoluto medio
GMCP	Gran memoria de corto plazo
HME	Hipótesis de los mercados eficientes
ECUINDEX	Índice Nacional de Precios y Cotizaciones del Mercado Ecuatoriano
LAC	Línea de asignación del capital
PM	Perceptron multicapa
PMAX	Portafolio de mayor nivel riesgo para un rendimiento determinado
PMV	Portafolio de mínima varianza
PRO	Portafolio de riesgo óptimo
RNA	Red neuronal artificial
RNR	Red neuronal recurrente
RTT	Retropropagación a través del tiempo
TMP	Teoría moderna del portafolio

Capítulo 1

Introducción

1.1 El problema de investigación

1.1.1 Problema a investigar

Limitada aplicación de las redes neuronales recurrentes para la construcción de portafolios de acciones en el mercado de capitales ecuatoriano.

1.1.2 Objeto de estudio teórico

Redes neuronales recurrentes.

1.1.3 Objeto de estudio práctico

Portafolios de acciones.

1.1.4 Planteamiento del problema

Diagnóstico. La utilización de redes neuronales en diferentes campos de las ciencias representa un tema complejo, principalmente porque la selección de sus modelos y aprendizaje se realiza a través de la experimentación con diferentes variables que componen la arquitectura de la red (Hakimpoor, Arshad, Tat, Khani & Rahmandoust, 2011), el diseño e implementación de una red neuronal continúa siendo un arte, más que una ciencia.

Los resultados de las redes neuronales son considerados como una caja negra, debido a que es difícil explicar cómo el modelo arribó a tales predicciones, a partir del análisis de su estructura y parámetros (Yao & Tan, 2002), una cierta cantidad de información resulta inaccesible para el investigador (Wójcicka, 2017).

Para la estimación de resultados, las redes neuronales requieren una gran cantidad de datos para su aprendizaje y prueba, lo cual puede no estar disponible en varios casos, además que se

debe considerar que el tiempo de procesamiento aumenta para una mayor cantidad de información (El-Khamisy & Morsi, 2016; Goel, Poovathingal & Kumari, 2016).

Sin embargo, es importante denotar que las redes neuronales ofrecen numerosas ventajas; por ejemplo en el análisis y predicción de series temporales, en lo cual superan a los resultados obtenidos por los modelos estadísticos tradicionales (ej. ARIMA) (Bagherifard, Nilashi, Ibrahim, Janahmadi & Ebrahimi, 2012).

La teoría moderna del portafolio es ampliamente usada a nivel mundial, lo cual ha permitido desarrollar varias investigaciones basándose en sus principios (Rani, 2012). Sin embargo existen ciertos limitantes comunes en la construcción de portafolios de inversión al aplicar esta teoría. En primer lugar, el modelo de optimización de portafolios es altamente sensible a las variables de ganancia y riesgo esperados que se introduzcan en él, lo cual conduce a un cierto grado de error por las estimaciones de estos parámetros que no pueden ser conocidos con certeza absoluta (Patchett & Horgan, 2011).

En segundo lugar, al aumentar el número de activos en el portafolio, el número de covarianzas requeridas para los cálculos matemáticos aumentan de manera doble frente al de los activos (Libbin, Kohler & Hawkes, 2004). Finalmente, el modelo asume ciertas condiciones que no son aplicables completamente en el mundo real, por ejemplo; la racionalidad de los inversores en cuanto a la maximización de ganancias y la minimización del riesgo, o la eficiencia de los mercados financieros (Mangram, 2013).

El mercado de capitales ecuatoriano en el año 2017 representaba el 8% del Producto Interno Bruto (PIB) del país, lo cual al compararse con datos del año 2016 de otros países de la región como; Chile (330%), Brasil (261%), Colombia (206%), Costa Rica (54%) y Bolivia (34%), se denota el poco crecimiento del sector bursátil; pasando de un porcentaje de participación en

relación del PIB del 5% en 1993, al actual 8%, reflejando una variación positiva de 3% en 23 años (Redacción Economía, 2017). En una entrevista a Gilberto Pazmiño, presidente de la Bolsa de Valores de Quito, él comenta que las organizaciones registradas en la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador que podrían inscribirse en las bolsas de valores del Ecuador son 50.000, de las cuales únicamente 391 se encuentran inscritas (Pazmiño, 2017).

Según estadísticas de la Bolsa de Valores de Quito (2017) los montos negociados a nivel nacional por tipo de renta desde el año 2007 a mayo 2017 corresponden a 93,12% en valores de renta fija, y lo restante en renta variable. Estos datos demuestran el bajo grado de diversificación que existe entre los diferentes títulos valores que se ofertan en el mercado bursátil ecuatoriano, al concentrar mayoritariamente el porcentaje de participación de instrumentos de renta fija en los portafolios de inversión.

La relación entre la inversión en el mercado de dinero y el mercado de valores en el país, es ampliamente superior en el primer mercado. Según datos de la Superintendencia de Bancos del Ecuador (2017a) las obligaciones con el público de las instituciones financieras, mediante depósitos a plazo y a la vista, en el año 2016 se establecían en 28.682 millones de USD, en comparación con el total negociado en el mercado de valores durante el mismo año, situándose en 8.336 millones de USD (Bolsa de Valores de Quito, 2017), lo cual se expresa en que las inversiones en el mercado de dinero representan cerca del 340% frente a las realizadas en el mercado de valores.

En relación a las tasas de interés, o rentabilidad por intereses, que se recibe en el mercado de dinero; según datos del Banco Central del Ecuador (2018) estas oscilan entre 1,03% anual en depósitos de ahorro hasta el 5,08% anual en depósitos a plazo. Fernando Simó, gerente de la casa

de valores Picaval, asegura que la rentabilidad promedio en inversiones de renta variable en el mercado de valores ecuatoriano oscila entre el 8% y el 10% anual (Simó, 2018).

El conocimiento del mercado bursátil, así como sus alternativas de inversión y financiamiento es limitado en el Ecuador. En una entrevista a Paúl McEvoy, gerente general de la Bolsa de Valores de Quito, él asegura que “hay un segundo punto importante para desarrollar la Bolsa de Ecuador, es que exista un mayor conocimiento de parte del público acerca de las bondades y alternativas que ofrece el Mercado de Valores” (McEvoy, 2017, parr. 8). Según Pazmiño (2017) “El mercado de valores provee con financiamiento a pequeñas, medianas y grandes empresas; vincula el ahorro nacional con la inversión; otorga mejores tasas de interés y mayores plazos frente al sistema bancario” (parr. 12). En una entrevista a Eduardo Argumedo, gerente comercial de la Bolsa de Valores de Quito, él argumenta que no existen montos mínimos ni máximos para invertir en el mercado de valores ecuatoriano (Argumedo, 2018).

Pronóstico. El no utilizar mejores herramientas, como las redes neuronales, para la correcta toma de decisiones, en cuanto al análisis y construcción de portafolios de inversión, no permitirá obtener combinaciones óptimas de riesgo y rendimiento, lo cual disminuirá el atractivo del mercado de valores ecuatoriano en relación a la rentabilidad esperada por sus inversionistas.

Control pronóstico. El utilizar mejores herramientas, como las redes neuronales, para la correcta toma de decisiones, en cuanto al análisis y construcción de portafolios de inversión, permitirá obtener combinaciones óptimas de riesgo y rendimiento, lo cual aumentará el atractivo del mercado de valores ecuatoriano en relación a la rentabilidad esperada por sus inversionistas, frente a otras alternativas existentes (ej. Mercado de dinero).

1.1.5 Formulación del problema

¿Cómo deberían aplicarse las redes neuronales recurrentes para la construcción de portafolios de acciones en el mercado de capitales ecuatoriano, durante el período 2013 – 2018?

1.1.6 Sistematización del problema

1. ¿Cuáles deberán ser las arquitecturas de las redes neuronales recurrentes para el pronóstico de los valores futuros de las acciones en el mercado de capitales ecuatoriano?
2. ¿Cómo se medirá el grado de acierto de los pronósticos de las redes neuronales recurrentes frente a los datos reales de cotización de las acciones durante el período analizado?
3. ¿Cuáles serán los portafolios óptimos de acciones que se podrán construir, basándose en el pronóstico de los valores futuros que realizarán las redes neuronales recurrentes?
4. ¿Cómo se medirá el desempeño de los portafolios óptimos de acciones, en comparación al desempeño del mercado de valores?

1.1.7 Objetivo general

Describir cómo deberían aplicarse las redes neuronales recurrentes para la construcción de portafolios de acciones en el mercado de capitales ecuatoriano, durante el período 2013 – 2018.

1.1.8 Objetivos específicos

1. Especificar las arquitecturas de las redes neuronales recurrentes para el pronóstico de los valores futuros de las acciones en el mercado de capitales ecuatoriano.
2. Seleccionar la medición del grado de acierto de los pronósticos de las redes neuronales recurrentes frente a los datos reales de cotización de las acciones durante el período analizado.
3. Determinar los portafolios óptimos de acciones que se podrán construir basándose en el pronóstico de los valores futuros que realizarán las redes neuronales recurrentes.

4. Identificar la medición del desempeño de los portafolios óptimos de acciones en comparación al desempeño del mercado de valores.

1.1.9 Justificaciones

El desarrollo del presente trabajo de investigación se centra en el establecimiento de un enfoque distinto para la resolución de una de las principales limitantes de la teoría moderna del portafolio, la cual consiste en que los valores de riesgo y rendimiento esperados, calculados en base a datos históricos, presentan un bajo desempeño y considerable distorsión frente a los resultados reales, además de que aún es debatible la cantidad de datos que se deban obtener para realizar las operaciones matemáticas que permitan asegurar un nivel aceptable de predicción y desempeño general del modelo en períodos futuros.

Mediante el uso de las redes neuronales recurrentes, se busca fortalecer la calidad de los inductores del modelo, a través de una estimación de mayor precisión acerca de los valores y movimientos futuros de las cotizaciones de las acciones. El objetivo principal del estudio no es intentar predecir valores exactos de cotización, sino más bien, descubrir patrones y tendencias en las series de tiempo que pueden volverse a presentar y anticiparse a ellos, lo cual se vea reflejado en el cálculo de las variables de riesgo y rendimiento requeridas, que en conjunto, aumenten la confiabilidad de los resultados del modelo, y por ende, permitan una adecuada toma de decisiones en cuanto a la selección y distribución de los activos financieros que componen un portafolio de inversión.

Además, se espera contribuir con una alternativa en el uso y aplicación de las redes neuronales recurrentes, específicamente en el área de las finanzas, de tal forma que se adicione un nuevo estudio al total de investigaciones que se realizan actualmente en el campo del aprendizaje

automático [machine learning], aprendizaje profundo [deep learning] e inteligencia artificial en el Ecuador.

1.2 Marco referencial

1.2.1 Marco teórico

Redes neuronales artificiales. Una red neuronal artificial (RNA) es una maquina diseñada para modelar la forma en la que el cerebro humano realiza una determinada función, a través de un algoritmo de aprendizaje que conecta varias unidades de proceso con el fin de alcanzar un objetivo determinado (Haykin, 2009). Una neurona (o perceptron) es el bloque básico de procesamiento de información; a través de la evaluación de los datos recibidos de varias neuronas [input], se produce un resultado que se trasfiere nuevamente hacia otras neuronas [output] (Safari, 2013). Las neuronas situadas en la capa de entrada [input layer] corresponden a variables independientes, aquellas situadas en la capa de salida [output layer] corresponden a variables dependientes, mientras que las neuronas situadas en la capa intermedia (o capa oculta) [hidden layer] transmiten las señales de la capa de entrada a la capa de salida (Pöldaru, Roots & Viira, 2005). Es importante recalcar que los valores que pueden tomar las variables, incluyen; datos continuos, binarios o categóricos.

Las variables independientes de la capa de entrada, antes de ingresar a la capa oculta, son multiplicadas por sus pesos individuales [weights] de acuerdo a su importancia relativa. Para facilitar la realización de los cálculos matemáticos, los datos de entrada son previamente estandarizados o normalizados.

El aprendizaje de la red es alcanzado mediante el ajuste de los pesos individuales (Larsen, 1999). La suma ponderada obtenida es procesada en la capa oculta a través de una *función de activación* [activation function], que es activada siempre que el valor de entrada supere un

determinado umbral (Izaurieta & Saavedra, s.f.; Lewis, 2015). Las funciones de activación usadas comúnmente son; la sigmoideal, y tangente hiperbólica, sin embargo existen otras como la rectificadora [rectifier] que han probado un desempeño superior en varios casos (Glorot, Bordes & Bengio, 2011). Según Isasi y Galván (2004) “cada neurona de la red procesa la información recibida por sus entradas y produce una respuesta o activación que se propaga, a través de las conexiones correspondientes, hacia las neuronas de la siguiente capa [forward-propagation]” (p. 48).

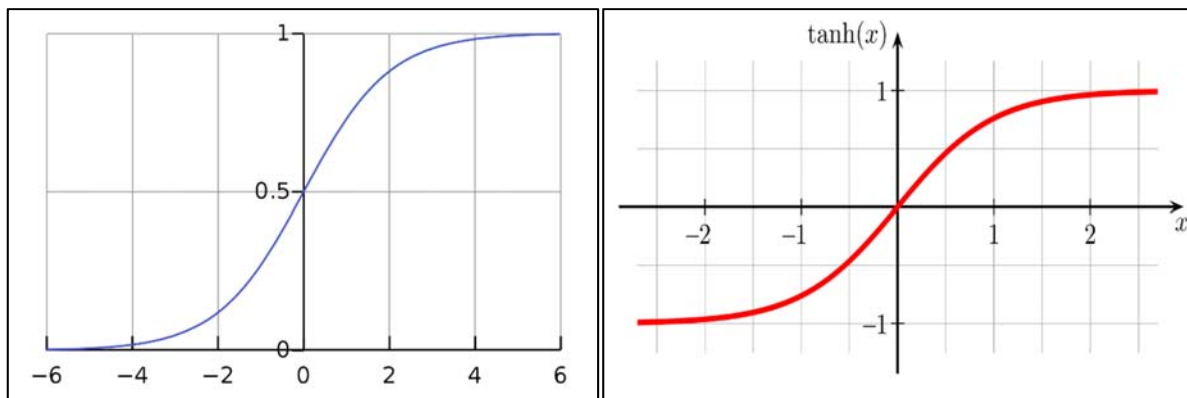


Figura 1. Función sigmoideal (azul-izquierda) y tangente hiperbólica (roja-derecha). Los valores que puede tomar la función sigmoideal, se encuentran definidos en el rango entre 0 y +1. A su vez, los valores que puede tomar la función tangente hiperbólica, se encuentran definidos en el rango entre -1 a +1. [Función sigmoideal] Recuperado de “*Logistic curve [Curva logística]*,” por Qef, 2008. Recuperado de <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Logistic-curve.svg> [dominio público]. [Tangente hiperbólica] Recuperado de “*Hyperbolic Tangent [Tangente Hiperbólica]*,” por Geek3, 2008. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Hyperbolic_Tangent.svg usado bajo [CC BY-SA 3.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/) de Wikimedia Commons.

La variable de salida es comparada contra una variable de prueba (o valor real) para evaluar la exactitud de los resultados estimados. Generalmente este proceso se realiza a través de una función de costo [cost function] la cual debe ser minimizada (Larsen, 1999). Una función de costo consiste en la diferencia entre los valores pronosticados por la red frente a un valor esperado, los cuales se identifican como errores.

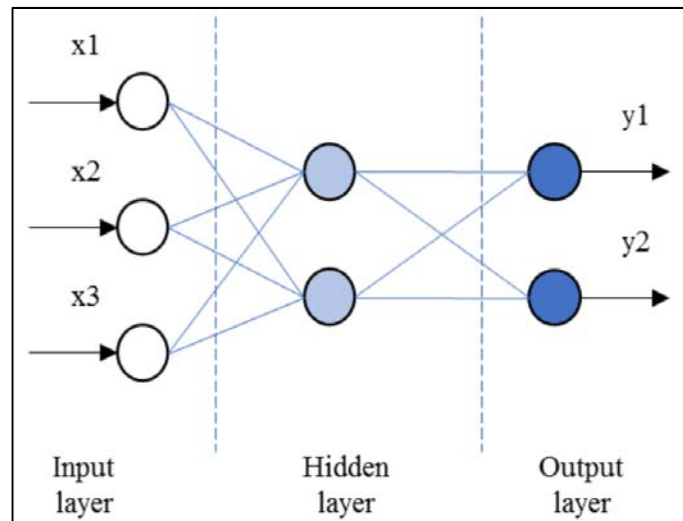


Figura 2. Arquitectura de una red neuronal. Recuperado de “The estimation with Artificial Neural Networks of some quality parameters for the surfaces processed by superfinishing [La estimación con Redes Neuronales Artificiales de algunos parámetros de calidad para las superficies procesadas por super-acabado],” por D. C. Anghel & A. Ene, 2017, *MATEC Web of Conferences*, 112, p. 3. doi: 10.1051/mateconf/201711205001 usado bajo [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Según Hui (2011) una red neuronal con diferentes capas y neuronas es conocida como *perceptron multicapa* (PM). El aprendizaje del PM se realiza a través de varias iteraciones con el fin de minimizar la función de costo. El método para alcanzar este resultado se conoce como *descenso del gradiente* [gradient descent] (Isasi & Galván, 2004), el cual a partir de la diferenciación de la función, consigue descender hasta el mínimo punto posible (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). El problema con el descenso del gradiente es que requiere que la función de costo sea convexa, caso contrario, si la función no es cuadrática puede arrojar puntos mínimos falsos (o mínimos locales).

Para solucionar este inconveniente, es común recurrir al uso del método del *gradiente estocástico* [stochastic gradient descent], el cual busca minimizar el error en cada iteración para un único ejemplo, en lugar de considerar una superficie estática de error global (Buduma & Lacascio, 2017). En el gradiente estocástico los pesos se ajustan en cada iteración del patrón de entrada, lo cual permite que los errores sean propagados hacia atrás a través del algoritmo de *retropropagación* [back-propagation] (Isasi & Galván, 2004). De esta forma, al ajustarse

continuamente los pesos en busca de minimizar una función de costo, se produce el aprendizaje de la red.

Redes neuronales recurrentes. Las redes neuronales artificiales se subdividen en varias clases, al mismo tiempo que su utilidad varía de acuerdo al tipo de red que se decida implementar. Una de sus variantes son las *redes neuronales recurrentes* (RNN) [recurrent neural networks], en cuya arquitectura las conexiones entre neuronas pueden formar un ciclo, a su vez que las capas ocultas son propagadas a través del tiempo con el objetivo de aprender secuencias, por lo cual son frecuentemente usadas en el pronóstico de series temporales (Ciaburro & Venkateswaran, 2017).

Las redes neuronales tienen un sentido de tiempo y memoria sobre las neuronas anteriores (Lewis, 2015). La inclusión de la *variable tiempo* en la activación de neuronas recurrentes, provoca un comportamiento dinámico de las mismas, lo cual “facilita el tratamiento de... patrones que dependen del tiempo en el sentido de que el valor del patrón en un determinado instante depende de sus valores en instantes anteriores de tiempo” (Isasi & Galván, 2004, p. 105).

La condición de retraso en el tiempo de las redes neuronales recurrentes es la base para obtener una *memoria de corto plazo* [short-term memory], debido a que la capa oculta almacena los valores de las capas de salida y/u ocultas en una etapa anterior de tiempo, pudiéndose utilizar nuevamente estos valores en una fase posterior de tiempo (Lewis, 2017).

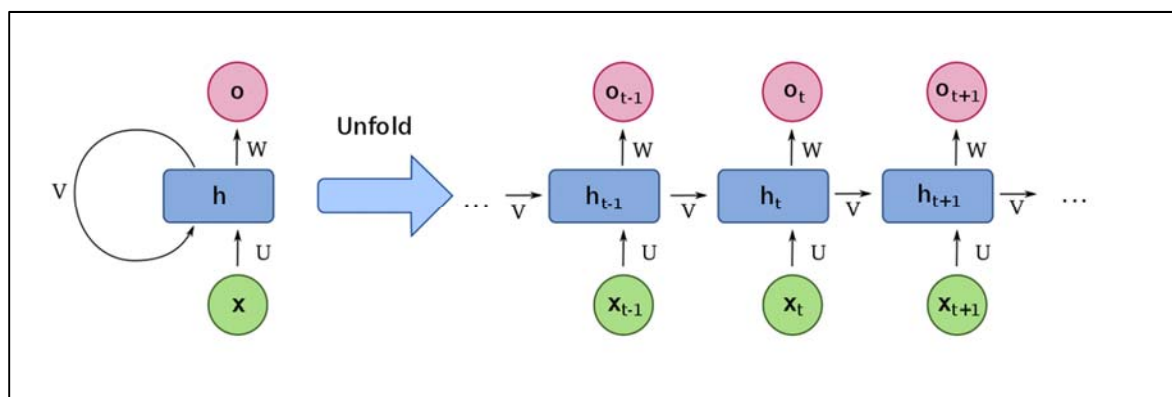


Figura 3. Red neuronal recurrente desplegada [unfold]. Las neuronas se encuentran distribuidas en las capas de salida (o), ocultas (h) y entrada (x), en función del tiempo (t). Recuperado de “*Recurrent neural network unfold [Red neuronal recurrente desplegada]*,” por F. Deloche, 2017. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Recurrent_neural_network_unfold.svg usado bajo [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) de Wikimedia Commons.

El aprendizaje de la red se produce con el traslado de la información de una neurona hacia otra en una etapa del tiempo. Sin embargo, las redes neuronales recurrentes propagan hacia adelante también la información que estuvo contenida en una etapa anterior de tiempo. La *retropropagación a través del tiempo* (RTT) es necesaria para el computo del método de gradiente, de tal forma que los errores obtenidos a través de una función de costo se trasladen hacia atrás en el tiempo, modificando los pesos (Pascanu, Mikolov & Bengio, 2013). Sin embargo, existe el problema en que mientras más etapas de tiempo existan hacia atrás, los pesos de la red se vuelvan cada vez más pequeños (tendiendo a cero), lo cual limita su aprendizaje (Buduma & Lacascio, 2017; Pascanu, Mikolov & Bengio, 2013). Este fenómeno se conoce como *gradientes de desvanecimiento* [vanishing gradients].

Gran memoria de corto plazo. Una de las formas para resolver el problema de gradientes de desvanecimiento, consiste en utilizar el algoritmo de *gran memoria de corto plazo* (GMCP) [Long short-term memory, LSTM], el cual mantiene la información que ha aprendido la celda de memoria a lo largo del tiempo, apoyándose en ciertas unidades de inyección no lineales, que regulan el flujo de información que entra y sale de la memoria [gates] (Greff, Srivastava, Koutník, Steunebrink & Schmidhuber, 2017).

En cada etapa de tiempo, la nueva información modifica a la celda de memoria mediante un mecanismo de tres fases; la primera determina la cantidad de información actual que debe mantener o eliminar la celda [keep gate], la segunda fase consiste en analizar que nueva información debe ser incluida [write gate], finalmente la tercera fase produce una salida de

información que contiene una especie de “resumen” acerca del contenido de la celda de memoria [output gate] (Buduma & Lacascio, 2017).

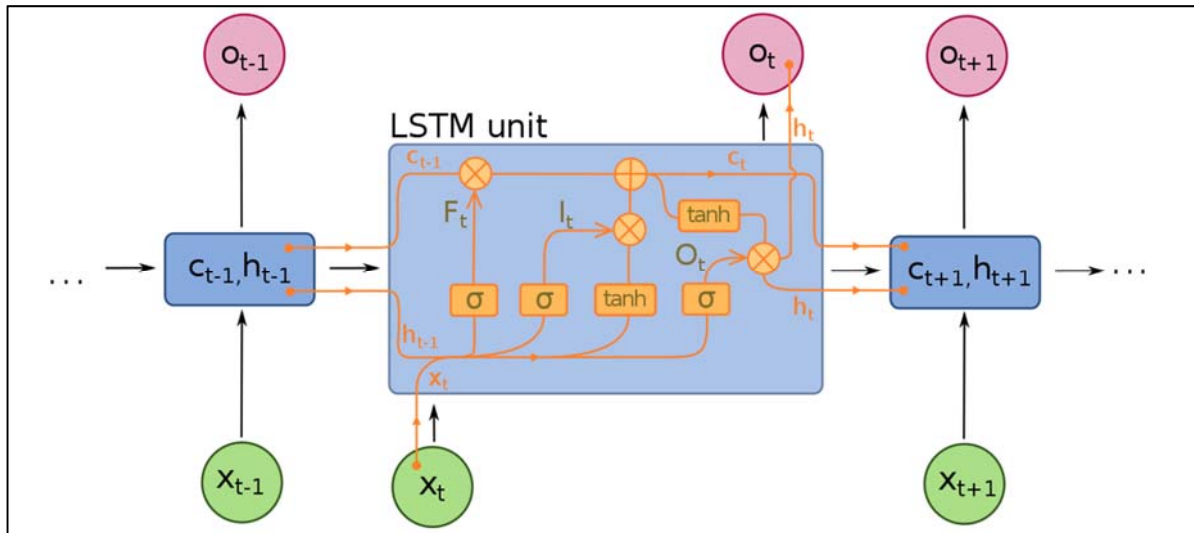


Figura 4. Mecanismo de funcionamiento del algoritmo GMCP [LSTM]. Las letras F_t , I_t y O_t , representan a [keep gate], [write gate] y [output gate] dentro de la celda de memoria. Recuperado de “Long Short-Term Memory [Gran Memoria de Corto Plazo],” por F. Deloche, 2017. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Long_Short-Term_Memory.svg usado bajo [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) de Wikimedia Commons.

Sobreajuste. En esta parte, es importante precisar sobre una afectación común a las redes neuronales, la cual es conocida como *sobreajuste* [overfitting]. Este fenómeno se relaciona con el uso excesivo de parámetros frente a los estrictamente necesarios en un modelo, lo cual conlleva a un aprendizaje elevado en información específica, mientras que se genera un bajo grado de predicción hacia nueva información, es decir, el sobreajuste se produce cuando la precisión de los valores estimados es muy alta en los datos de entrenamiento, pero es baja en los datos de prueba (Castillo, 2015; Hawkins, 2003). Existen varias técnicas para prevenir el sobreajuste durante el proceso de entrenamiento de una red neuronal. Uno de los métodos más utilizados es el *dropout*, el cual consiste en mantener solo ciertas neuronas activas, a través de la definición de una probabilidad p de activación, de tal forma que se evita la dependencia de la red hacia una sola

neurona (o grupo de neuronas), lográndose combinar con otras neuronas de forma más eficiente (Buduma & Lacascio, 2017).

Teoría moderna del portafolio. Los modelos usados para la optimización de inversiones en activos financieros, ya sean maximizando los rendimientos esperados del portafolio dado un nivel de riesgo, o a su vez, minimizando el riesgo para un nivel esperado de rendimientos, forman parte de lo que se conoce como la *teoría moderna del portafolio* (TMP) [modern portfolio theory] (Mansini, Ogryczak & Speranza, 2015).

El origen de la teoría del portafolio se remonta al artículo publicado en 1952 por Harry Markowitz en el Journal of Finance, titulado como “Portfolio Selection”, en el cual se detallan los principios de la administración de portafolios, que continúan siendo aplicados y reinventados en función de los nuevos conocimientos existentes, lo cual le permitió a Markowitz ser galardonado en 1990 con un premio Nobel, al tiempo de ser considerado como el padre de la teoría moderna del portafolio, y su trabajo de investigación, como la base de las finanzas contemporáneas (Fabozzi, Gupta & Markowitz, 2002; Ming, 2016; Vander, 2012; Varian, 1993).

La construcción de un portafolio requiere la obtención de medidas acerca del riesgo [risk] y rendimiento [return] (Marty, 2015). El rendimiento esperado para una sola variable se obtiene mediante el cálculo estadístico de la media, a su vez que el riesgo se encuentra definido por la varianza, siendo esta una medida de dispersión (Markowitz, 1952), por ello es común referirse al modelo de Markowitz como *media-varianza* [mean-variance].

Cuando se combinan en un portafolio varias variables, o activos, el rendimiento esperado total del portafolio constituye el promedio ponderado de los rendimientos individuales de cada activo (Reilly & Brown, 2012). Para el cálculo del riesgo del portafolio es importante considerar a la covarianza, la cual “es una medida estadística del grado en el que dos variables (como

rendimientos sobre valores) se mueven juntas” (Van Horne & Wachowicz, 2010, p. 103). Cuando los rendimientos se encuentran relacionados, tendrán una covarianza positiva; si no existe alguna relación, el resultado será una covarianza de cero; finalmente si los rendimientos no se encuentran relacionados, la covarianza será negativa (Ross, Westerfield & Jaffe, 2012).

Para interpretar adecuadamente la magnitud de la covarianza, es necesario estandarizarla a través del cálculo del coeficiente de correlación; el cual puede tomar valores desde +1 (perfecta correlación positiva), hasta -1 (perfecta correlación negativa) (Gitman & Joehnk, 2009). Es importante denotar que las varianzas individuales de dos activos al combinarse en un portafolio se reducen, siempre que ambos valores no estén perfectamente correlacionados positivamente, lo cual se explica en que la varianza de un portafolio es menor a las varianzas individuales de cada activo (Markowitz, 1952).

Este fenómeno se conoce como *diversificación*, y constituye la base para la reducción del riesgo en inversiones. Sin embargo, es importante aclarar que el riesgo que puede ser diversificado (o disminuido) es conocido como *riesgo no sistemático*, el cual se atribuye a condiciones propias de una institución; mientras que el riesgo no diversificable es conocido como *riesgo sistemático*, el cual es atribuible a factores de mercado, por lo tanto afecta a todos sus participantes (Gitman & Zutter, 2012).

Frontera eficiente. Una vez obtenido el cálculo de las covarianzas y correlaciones, es posible determinar el riesgo del portafolio como el promedio ponderado de las varianzas individuales, más las covarianzas ponderadas entre todos los activos del portafolio (Reilly & Brown, 2012).

La combinación entre riesgo y rendimiento genera una serie de alternativas para la selección de portafolios, sin embargo solo aquellos que reflejen la mejor relación entre riesgo y

rendimiento serán considerados *eficientes*, por lo tanto, todos aquellos portafolios eficientes al ser graficados en un plano cartesiano, construirán lo que se conoce como la *frontera eficiente* [efficient frontier] (Gitman & Joehnk, 2009).

Encontrar los pesos adecuados para alcanzar el portafolio con el menor riesgo (el primer portafolio eficiente), requiere la resolución de un problema de programación cuadrática para minimizar una función objetivo (Mansini, Ogryczak & Speranza, 2015). El resultado de esta operación, permitirá obtener el *portafolio de mínima varianza* (PMV) [minimum-variance portfolio] (Bodie, Kane & Marcus, 2014).

Es importante denotar, que aunque el portafolio PMV ofrece el menor riesgo posible, este aún contiene riesgo; tanto sistemático como no sistemático, por lo cual se lo considera como un activo de riesgo [risky asset]. Sin embargo, existe una clase de *activo libre de riesgo* [risk-free asset], el cual posee una varianza de cero (Reilly & Brown, 2012).

La representación gráfica de la combinación entre un activo de riesgo y un activo libre de riesgo da lugar a la *línea de asignación del capital* (LAC) [capital allocation line, CAL], cuya pendiente de recta es denominada como ratio de Sharpe [Sharpe ratio] (Ang, 2014). Al ubicarse la LAC tangente a la frontera eficiente, el punto de tangencia es denominado como *portafolio de riesgo óptimo* (PRO) [optimal risky portfolio], el cual contiene el mayor rendimiento por unidad de riesgo, o expresado de otra forma, es el portafolio que maximiza el ratio de Sharpe (Bodie, Kane & Marcus, 2014).

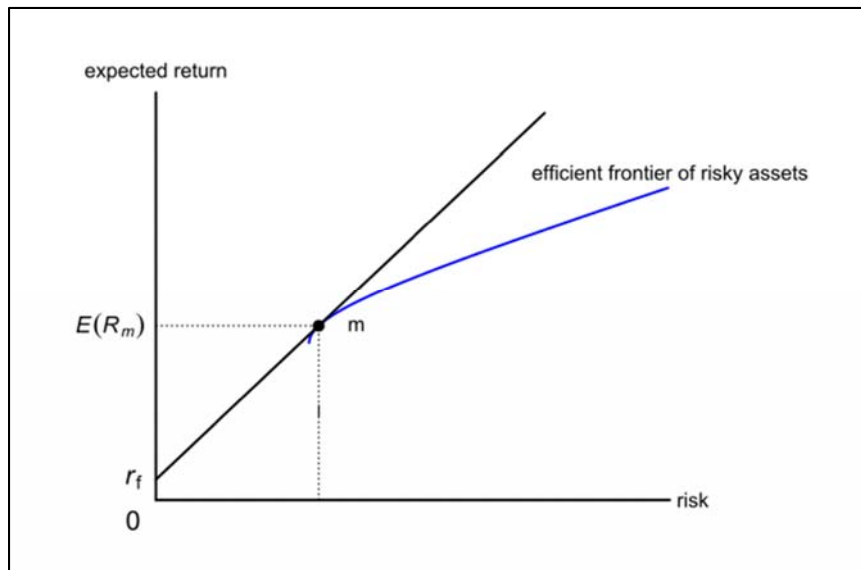


Figura 5. Portafolio de riesgo óptimo. La recta tangente a la curva (frontera eficiente) es la línea de asignación de capital (LAC), el portafolio de riesgo óptimo está representado por el punto m. Adaptado de “*Capital market line of CAPM [Línea de asignación del capital del CAPM]*,” por Munasca, 2015. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Capital_market_line_of_CAPM.svg usado bajo [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) de Wikimedia Commons / Fueron eliminados de la imagen original; los puntos y palabras [leveraged portfolio] y [lending portfolio], la expresión matemática de la desviación estándar (parte inferior) y la palabra [capital market line] (parte superior derecha), además se sustituyó la palabra [market portfolio] por “m”.

Evaluación del desempeño del portafolio. Usualmente el desempeño del portafolio es medido frente a un *referente* [benchmark]. El ratio de información [information ratio] es una medida que permite conocer el rendimiento adicional obtenido por el portafolio en comparación a un referente, considerando un nivel de riesgo (Reilly & Brown, 2012). Generalmente se selecciona a un índice del mercado accionario (ej. S&P500, Dow Jones Industrial Average) como referente.

Supuestos del modelo media-varianza.

1. La racionalidad de los inversionistas, y su búsqueda por maximizar su utilidad.
2. Los inversionistas poseen aversión al riesgo.
3. Un inversionista siempre preferirá un portafolio con mayores rendimientos esperados, frente a otro con menores rendimientos esperados.
4. Los inversionistas son *tomadores de precio*, por tanto no pueden afectar al precio de los activos.

5. Los inversionistas conocen el rendimiento esperado de todos los activos que componen su portafolio (Beyhaghi & Hawley, 2013).

Crítica al modelo media-varianza. A continuación se presentan las principales críticas a los supuestos del modelo media-varianza:

1. La varianza no es una medida adecuada del riesgo.
2. La tasa libre de riesgo es un concepto irreal.
3. La distribución de los rendimientos de varios activos no se ajustan a una distribución normal.
4. Los rendimientos históricos de los activos no producen predicciones acertadas acerca de los rendimientos futuros de los mismos (Benninga, 2014; Prowse, 1988).

Hipótesis de los mercados eficientes. La eficiencia de los mercados es un supuesto que determina que toda la información de un activo se encuentra reflejada en su precio, por ende los precios se ajustan inmediatamente a la recepción de nueva información, y estos fluctúan alrededor de su valor real; lo cual determina que no es posible utilizar los precios del pasado para predecir los precios futuros de un activo financiero (Van Horne & Wachowicz, 2010). El conjunto de estudios sobre la eficiencia de los mercados se reúnen en la *hipótesis de los mercados eficientes* (HME) [efficient market hypothesis, EMH], la cual se divide en tres formas:

1. **Fuerte** [strong-form]: Ciertos individuos o grupos tienen acceso monopolístico a información relevante que puede influir en la formación de los precios.
2. **Semi-fuerte** [semi-strong-form]: Los precios de los activos incluyen toda la información pública disponible.
3. **Débil** [weak-form]: Los precios de los activos reflejan series históricas o secuencias de rendimientos (Fama, 1970).

Mercado de capitales ecuatoriano. El origen del mercado de capitales ecuatoriano se remonta prácticamente a la creación de las bolsas de valores de Quito y Guayaquil en el año 1969, sin embargo la institucionalización de las mismas se consigue a través de la expedición de la primera Ley del Mercado de Valores en 1993 (Bolsa de Valores de Quito, s.f.).

Los activos financieros que se negocian en la Bolsa de Valores de Quito se los puede clasificar en renta fija (rendimientos periódicos y ciertos, en plazos establecidos) y renta variable (rendimientos futuros inciertos). Los principales títulos de renta fija negociados corresponden a; certificados de depósito, certificados de inversión, papel comercial, certificados de depósito, obligaciones corporativas, bonos del estado, notas de crédito y títulos del Banco Central del Ecuador, a su vez que los títulos de renta variable principalmente se componen por las acciones de las empresas (Bolsa de Valores de Quito, 2017).

La composición del mercado de capitales ecuatoriano según sus participantes, se detalla en la tabla 1 presentada a continuación.

Tabla 1

Composición del mercado de capitales ecuatoriano (noviembre 2017)

Nombre del participante	Número total a nivel nacional
Asociación de casas de valores	1
Bolsas de valores	2
Casas de valores	35
Operadores de valores	124
Administradoras de fondos	25
Fondos de inversión	22
Calificadoras	7
Auditoras	71
Estructuradores	26

Depósitos de valores	2
Representantes de obligacionistas	30
Emisores	371

Nota: Recuperado de “Informe de Rendición de Cuentas 2017” por Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador, 2017, p. 38. Recuperado de <https://portal.supercias.gob.ec/wps/RendicionCuentas2017/InformeRendicionCuentas2017.pdf>

Entrevista al Economista Carlos de la Torre. Con el objetivo de profundizar el conocimiento acerca del mercado de capitales ecuatoriano, se ha considerado relevante entrevistar a un reconocido personaje que disponga de una amplia trayectoria en torno a esta temática.

Es por tal motivo, que se seleccionó el Economista Carlos Alberto de la Torre Muñoz, quién se ha desempeñado como; ex Ministro de Finanzas del Ecuador, Director del Instituto de Investigaciones Económicas de la Pontificia Universidad Católica del Ecuador, así como consultor de la Organización de Estados Americanos (OEA), Banco Mundial, Naciones Unidas, conferencista internacional y catedrático universitario.

La entrevista realizada se basó en subtemas específicos relacionados al mercado de capitales ecuatoriano, de tal forma, que estos contenidos fueron planteados al entrevistado con el objetivo de que él desarrolle su perspectiva y opinión personal acerca de ellos. A continuación se presentan los temas que fueron tratados en la entrevista, así como las diferentes opiniones que expresó el entrevistado.

1. El mercado de capitales ecuatoriano en relación a otros países de américa latina, y su nivel de crecimiento en función del producto interno bruto (PIB) del país, en los últimos 23 años.

Carlos de la Torre: La dinámica de los flujos financieros internos a través del mercado de valores del Ecuador, en comparación con otros países de la región, es muy baja. Considérese que dentro de los participantes existentes en este mercado financiero, se encuentra por un lado la oferta; la cual se compone por las empresas que podrían colocar sus títulos en bolsa de valores. Sin

embargo, estas empresas no operan en la medida en que fuese posible, tomando en consideración al número total de empresas que podrían realizar operaciones en las bolsas de valores del Ecuador, y aún no lo hacen.

Existen varias causas que generan esta problemática; una de ellas es el tema cultural, ya que en el Ecuador muchas de las empresas existentes son familiares, por lo cual su capital patrimonial es también familiar. Esta situación se convierte en un problema cuando la empresa necesita abrir su capital a terceras personas ajenas al círculo familiar, por la pérdida del “poder” que implica este acto.

Por otro lado, las empresas que colocan sus títulos valores en bolsa, están fuertemente relacionadas con sus amplias y favorables perspectivas acerca de su horizonte de expansión (ej. Cadenas de supermercados). Sin embargo, existen ciertos sectores productivos que se ven afectados por factores estructurales de la economía, que limitan en cierta medida su potencial de expansión. Es importante considerar también, que el mercado de valores implica costos, los cuales afectan principalmente a las empresas pequeñas (ej. Comisiones de casas de valores y bolsa de valores), de tal forma que disminuyen el atractivo de colocar sus títulos valores en este mercado.

En relación a la demanda, el bajo crecimiento del mercado de valores se relaciona a que los ciudadanos no tienen una cultura de inversión de sus recursos en el mercado bursátil, debido principalmente a la falta de un ahorro financiero formal, por tanto, es muy difícil captar los recursos necesarios para destinarlos hacia aquellas empresas que desean financiarse mediante la emisión de títulos valores.

Otro factor importante es la existencia de dos bolsas de valores en el Ecuador, considerando que el mercado de valores existente es muy pequeño. Es interesante denotar, que en otros países existe únicamente una bolsa de valores que conlleva un mayor volumen de transacciones en

comparación a nuestro país. La causa de este factor se atribuye a los intereses particulares de ciertos participantes del mercado bursátil, puesto que las bolsas de valores son meramente negocios privados.

Finalmente, se debe considerar el factor histórico que corresponde al gran impulso que tuvo el mercado de valores en el año 1994, debido principalmente a la aprobación de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero. Sin embargo, estas mismas entidades del sistema financiero debilitaron el proceso de crecimiento del mercado bursátil, por la inminente competencia hacia sus actividades principales, que para ese entonces fueron potenciadas y liberalizadas, desembocando posteriormente en la crisis financiera que sufrió nuestro país.

2. La concentración mayoritaria de inversión en títulos valores de renta fija frente a la renta variable, y el concepto de diversificación en los portafolios financieros.

Carlos de la Torre: el concepto de portafolio está asociado a la maximización del retorno y la minimización del riesgo, y este proceso se lo puede conseguir cuando existe una “historia” del rendimiento y riesgo, que sea verificable y accesible a los inversores. Sin embargo, en realidad el inversionista “promedio” selecciona uno, dos o tres emisores que tienen una información histórica muy larga, y que reiteradamente presentan niveles de retorno adecuados con bajo riesgo. De esta forma, concentran sus inversiones a partir de un tema principalmente enfocado en la información disponible.

Es importante considerar también, que debido al poco desarrollo del mercado de valores en el Ecuador, los inversionistas pueden tener un mayor grado de aversión al riesgo, en comparación a otros mercados financieros internacionales más desarrollados.

3. La relación mayoritaria entre la participación de los instrumentos del mercado de dinero (depósitos) frente al mercado de valores, así como su rendimiento promedio (tasas de interés) en cada uno de ellos.

Carlos de la Torre: La mayoría de los participantes del sistema financiero desconocen las oportunidades que ofrece el mercado de valores (no poseen toda la información disponible acerca de esta alternativa), además de que existen costos asociados al movilizar el dinero de un mercado a otro, por ejemplo, ciertos inversionistas pueden contemplar que el mercado de valores es más riesgoso que el sistema financiero, por ende se arriesgarían a perder su dinero, lo cual se traduce como un costo implícito.

Curiosamente, a pesar de la crisis financiera de Ecuador en la década de los noventa, los inversionistas consideran al sistema financiero como un lugar seguro para sus recursos. Esto permitiría explicar que la memoria financiera de nuestro país es muy corta, ya que muchos actores actuales han olvidado los sucesos del año 99, además de que las instituciones del sistema financiero se han encargado de “hacernos olvidar estos hechos”, y presentar una seguridad aparente que compensa lo ocurrido.

4. El mercado de valores como alternativa de financiamiento para las empresas.

Carlos de la Torre: El mercado de valores como alternativa de financiamiento para una empresa es más favorable en comparación al sistema financiero, porque pueden bajar sus costos financieros. Sin embargo, a pesar de que la oferta de títulos valores puede encontrar condiciones preferentes para los emisores, se pueden presentar situaciones en las que no exista una demanda para tales títulos, por ende no permita captar los recursos necesarios.

En este sentido, se debería fortalecer el desarrollo del mercado de valores en ambas direcciones; por un lado promover este mercado como fuente de financiamiento para las micro y

pequeñas empresas, y por el otro lado, ir generando una cultura en aquellas personas que tienen excedentes de recursos para que estos sean colocados en la adquisición de títulos valores.

1.2.2 Marco conceptual

- **Acciones:** Título valor que integra el capital patrimonial de una empresa, y su rendimiento está subordinado al desempeño de esta (Gitman & Zutter, 2012). La ganancia de las acciones se dividen en; ganancias de capital (variación del precio de compra y el precio de venta) y dividendos (porcentaje periódico de participación en las utilidades obtenidas por la empresa). Las acciones se dividen en comunes (derecho de propiedad de la empresa en función al porcentaje de participación sobre el capital patrimonial total) y preferentes (derecho a recibir periódicamente un dividendo fijo preferente frente a los accionistas comunes, a cambio de no tener derecho de participación sobre la empresa) (Brealey, Myers & Allen, 2010).
- **Mercado de capitales:** Según Martín y Trujillo (2004) los mercados financieros se clasifican de acuerdo a sus activos en mercado monetario y mercado de capitales. El mercado de capitales realiza transacciones con activos financieros, o títulos valores, de renta fija (bonos, obligaciones) y renta variable (acciones).
- **Portafolio:** “Se denomina portafolio o cartera al conjunto de inversiones o combinación de activos financieros que constituyen el patrimonio de una persona o entidad” (Brull, 2007, p. 224)
- **Red neuronal recurrente:** “En este tipo de redes, la información circula tanto hacia adelante (*feedforward*) como hacia atrás (*feedbackward*), por medio de conexiones que comunican con neuronas de capas anteriores” (Hernández, 2006, p. 59). “De este modo, la

información que se procesa en una etapa puede utilizarse en el procesamiento de las siguientes entradas” (Mathivet, 2015, p. 444).

Capítulo 2

Método

2.1 Metodología general

2.1.1 Nivel de estudio

Estudio exploratorio. El presente estudio posee un alcance exploratorio, debido a la reducida cantidad de antecedentes de investigaciones realizadas en el tema de las redes neuronales recurrentes, así como su aplicación en la construcción de portafolios financieros de inversión en el Ecuador.

2.1.2 Modalidad de investigación

Documental. Los lineamientos obtenidos y respaldados por publicaciones científicas, libros y revistas, permitirán realizar el diseño e implementación adecuado de las redes neuronales recurrentes para el procesamiento de la información histórica de las cotizaciones de las acciones e índice, con el fin de obtener los resultados necesarios para el cálculo de las variables requeridas en la construcción y optimización de los portafolios de acciones.

2.1.3 Método

Método inductivo – deductivo. Los fundamentos de la teoría moderna del portafolio, así como los lineamientos para la construcción de las redes neuronales recurrentes, serán aplicados en el mercado de capitales ecuatoriano, con el fin de obtener conclusiones acerca de la composición que deban poseer los portafolios de acciones, en función al riesgo y rendimiento esperados.

2.1.4 Población y muestra

Población. Los precios de cierre diarios de todos los emisores de acciones ordinarias que componen el mercado de capitales ecuatoriano, desde la fecha en que sus títulos valores fueron inscritos en la bolsa de valores, y marcaron precio de cotización bursátil, hasta el día de hoy. A su

vez, los valores mensuales del Índice Nacional de Precios y Cotizaciones del Mercado Ecuatoriano (ECUIINDEX), desde la fecha en que marco precio de cotización, hasta el día de hoy.

Muestra. Los precios de cierre diarios de todos los emisores de acciones ordinarias que componen el mercado de capitales ecuatoriano y los valores del índice ECUINDEX, desde el 01 de enero de 2013 hasta el 30 de junio de 2018.

2.1.5 Selección de instrumentos de investigación

Análisis de documentos. Las cotizaciones históricas de precio de cierre y los valores del índice ECUINDEX, necesarios para; el procesamiento, aprendizaje y estimaciones a ser realizadas por las redes neuronales recurrentes, así como para la construcción y optimización del portafolio de acciones, serán obtenidas y recopiladas a través de la información publicada en las bolsas de valores existentes en el Ecuador. La misma fuente de información, será utilizada para recabar los valores pagados por concepto de dividendos en el año 2017.

2.1.6 Procesamiento de datos

Los datos recopilados serán ordenados en función a la fecha y nombre del emisor. De existir vacíos en la serie, se procederá a rellenarlos con la última cotización anterior existente, de tal forma que se asegure la uniformidad de los precios de cada emisor a lo largo del período de análisis.

Las acciones a ser escogidas para el desarrollo de las redes neuronales recurrentes y la construcción del portafolio, serán aquellas que cotizaron su precio de cierre en al menos los períodos 2016 y 2017 consecutivamente. Además, se excluirán a las acciones preferentes de los cálculos del modelo.

Los valores obtenidos del índice ECUINDEX, serán ordenados en función al mes en el cual se registra la cotización.

2.2 Metodología específica

2.2.1 Metodología financiera

Redes neuronales recurrentes. Las ecuaciones que se presentan a continuación, especifican los elementos y arquitectura de la red neuronal recurrente a ser utilizada en el presente estudio. Los cálculos matemáticos de las redes serán realizados a través del lenguaje de programación Python, utilizando las librerías de redes neuronales y aprendizaje automático; Keras y Tensorflow respectivamente, en el entorno de desarrollo Spyder.

Normalización de los datos. Con el objetivo de facilitar el aprendizaje de la red neuronal, los datos serán escalados hacia un patrón similar, a través de la normalización de los mismos.

$$x_{norm} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2.1)$$

Donde x es un valor contenido en una serie de datos, mientras que $\min(x)$ y $\max(x)$ corresponden a los valores mínimos y máximos de la serie respectivamente.

Arquitectura de la red neuronal recurrente. Una red neuronal recurrente se define matemáticamente de la siguiente forma:

$$h_t = \tanh(W_{hh} * h_{t-1} + W_{hx} * x_t) \quad (2.2)$$

En donde h_t representa una capa oculta de la red en el espacio de tiempo t , dada por la función tangente hiperbólica \tanh ; que multiplica a la suma entre el estado de la capa oculta en un espacio de tiempo anterior h_{t-1} , transformado linealmente por la matriz W_{hh} , y la capa de entrada en el espacio de tiempo actual x_t , transformado linealmente por la matriz W_{hx} .

$$\tanh = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.3)$$

La función tangente hiperbólica se denota a través de una fracción; en donde la constante e representa el número de Euler, el cual es elevado a la variable $-x$ o $+x$ según corresponda.

$$y_t = W_{hy} h_t \quad (2.4)$$

La capa de salida de la red neuronal en un espacio de tiempo y_t , viene dada por la transformación lineal de la capa oculta de la red en un espacio de tiempo t .

$$\theta = (IxH) + (HxH) + (HxO) \quad (2.5)$$

El número total de parámetros del modelo θ , se componen por la suma y el producto de los elementos (dimensiones) de los vectores de la capa de entrada (I), oculta (H) y salida (O).

Método del gradiente estocástico. Dado que la red neuronal recurrente pronosticará una variable continua, su forma principal es la de una regresión. Por lo tanto, la función de costo adecuada corresponde al error cuadrático medio (ECM), denotado de la siguiente forma:

$$L(\theta) = ECM(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 \quad (2.6)$$

En donde L es la función de costo ECM ; θ son los parámetros del modelo, m es el número de veces que se ha entrenado la red, $h_{\theta}(x^{(i)})$ es la predicción del modelo para el entrenamiento i y $y^{(i)}$ es la variable real y en el entrenamiento i , a través de la cual la predicción es comparada y de existir un error de pronóstico, este es elevado al cuadrado.

$$\min_{\theta_0, \theta_1} L(\theta_0, \theta_1) \quad (2.7a)$$

Dado

$$\theta_1 = \theta_0 - \alpha \frac{\partial L}{\partial \theta} \quad (2.7b)$$

Siendo

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = \sum_{t=1}^N \frac{\partial L_t}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^t \frac{\partial L_t}{\partial y_t} \frac{\partial y_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial h_i} \frac{\partial h_i}{\partial \theta} \quad (2.7c)$$

El método del gradiente estocástico busca minimizar la función de costo L (ecuación 2.7a), considerando los parámetros iniciales θ_0 del modelo y una tasa de aprendizaje α ; la cual multiplica al gradiente de los errores de la función L con respecto a sus parámetros, expresado a través de la derivada $\frac{\partial L}{\partial \theta}$ (ecuación 2.7b).

Considérese a la derivada de la función L con respecto a sus parámetros, como aquella fórmula que incluye todos los errores calculados en un espacio de tiempo comprendido desde i hasta t , a través de la capa oculta (h) y de salida (y) respectivamente (ecuación 2.7c).

Retropropagación a través del tiempo. Tomando como referencia la ecuación 2.7c, se puede denotar a la retropropagación a través del tiempo (RTT) de la siguiente forma:

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_k} = \prod_{i=k+1}^t \frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}} \quad (2.8)$$

En donde $\frac{\partial h_t}{\partial h_k}$ representa la multiplicación de todas las relaciones entre los estados ocultos de la red, en el período de tiempo comprendido entre i hasta t .

No obstante, es importante recalcar que el método RTT presenta problemas cuando existe un número amplio de espacios de tiempo anteriores, lo cual provoca que los gradientes tiendan a cero (gradientes de desvanecimiento), entorpeciendo el aprendizaje de la red neuronal.

Gran memoria de corto plazo. Con el objetivo de asegurar un aprendizaje adecuado a lo largo del tiempo, y solucionar los problemas de los gradientes de desvanecimiento, se utilizará el algoritmo gran memoria de corto plazo (GMCP), el cual permite mantener información por largas etapas de tiempo; a través de una celda de memoria C_t , que es modificada continuamente por tres tipos de llaves [gates], antes de enviar la información hacia la siguiente celda.

La salida de una celda GMCP es h_t , la cual es generada por la celda de memoria, y a su vez, es transferida también hacia la siguiente celda.

La primera llave del algoritmo GMCP, es la llave de conservación [keep gate], la cual se denota de la siguiente forma:

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.9)$$

En donde el vector $[h_{t-1}, x_t]$, contiene la concatenación entre los valores de entrada x_t y la salida de la capa oculta en un espacio de tiempo anterior h_{t-1} , transformada linealmente a través de W_f más un sesgo [bias].

La función sigmoïdal σ regula la cantidad de información que debe ser eliminada en la celda. Esta función se expresa como una fracción, en donde e representa el número de Euler, el cual es elevado a la variable $-x$.

$$\sigma = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.10)$$

Los valores de salida de la llave de conservación, se encuentran en el rango entre (0,+1). El valor de uno representa “conservar información”, mientras que cero significa “eliminar”. Los valores de la celda de memoria anterior C_{t-1} son multiplicados por f_t , para proceder con la eliminación parcial de la información de la celda.

De esta forma, el algoritmo GMCP continúa con la llave de escritura [write gate], la cual adiciona información de $[h_{t-1}, x_t]$ dentro de la celda de memoria, después de haber eliminado cierta información en la llave de conservación.

La primera parte de la llave de escritura tiene un funcionamiento similar al de la llave de conservación, lo cual se denota de la siguiente forma:

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.11)$$

En donde la función sigmoïdal actúa como un filtro sobre la información que se va a recoger.

La segunda parte, es una función tangente hiperbólica de una capa de la red neuronal \bar{C}_t , la cual hace posible la adición de nueva información a la celda de memoria. Los valores de salida de la función tangente hiperbólica se encuentran en el rango entre (-1,+1)

$$\bar{C}_t = \tanh(W_{\bar{c}} * [h_{t-1}, x_t] + b_{\bar{c}}) \quad (2.12)$$

De esta forma, el algoritmo GMCP añade información a la celda de memoria mediante la multiplicación entre $\bar{C}_t * i_t$, lo cual permite denotar el funcionamiento a través de la llave de conservación y de escritura en la celda de memoria C_t , de la siguiente forma:

$$C_t = C_{t-1} * f_t + \bar{C}_t * i_t \quad (2.13)$$

Finalmente, el algoritmo GMCP puede proceder con la llave de salida [output gate], la cual determina la cantidad de información que debe trasladarse hacia la siguiente celda. La primera parte de la llave de salida es similar al funcionamiento de las llaves de conservación y escritura, lo cual se denota de la siguiente forma:

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.14)$$

La segunda parte es la aplicación de la función tangente hiperbólica a la celda de memoria C_t , para posteriormente multiplicarla por la llave de salida o_t . Esta operación permitirá obtener la capa de salida de la red neuronal en un espacio de tiempo h_t .

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2.15)$$

Error porcentual absoluto medio. Con el objetivo de cuantificar porcentualmente el grado de error en la predicción de los valores futuros de las cotizaciones del precio de cierre y los rendimientos de las acciones, se compararán los valores pronosticados por las redes neuronales recurrentes para cada emisor de acciones frente a sus valores reales de cotización y rendimiento diario, durante el período comprendido entre el 01 de enero de 2018 al 30 de junio de 2018 (122 y 121 observaciones respectivamente), a través del cálculo del error porcentual absoluto medio (EPAM), expresado matemáticamente como:

$$EPAM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{|Y_t|} \quad (2.16)$$

En donde n es el número de observaciones, t es el tiempo, Y_t es el valor real de la variable Y en el tiempo t , y \hat{Y}_t es el valor pronosticado por la red neuronal de Y en el tiempo t .

La red neuronal recurrente pronosticará también los valores del índice ECUINDEX durante los 12 meses del año 2018, al igual que se utilizarán las observaciones de los meses comprendidos entre el 01 de enero de 2018 al 30 de junio de 2018 (seis observaciones y seis rendimientos mensuales), para validar el grado de error de las predicciones de la red neuronal, mediante el cálculo del EPAM (ecuación 2.16).

Portafolios de acciones. Las ecuaciones que se presentan a continuación, especifican los operaciones secuenciales que se deberán calcular, con el fin de obtener y optimizar los portafolios de acciones, así como su evaluación del desempeño frente a un referente. Los cálculos matemáticos de los portafolios de acciones se realizarán a través de Microsoft Office Excel, utilizando también sus complementos; análisis de datos y Solver.

Los rendimientos diarios de las acciones \hat{R}_d , serán calculados a partir de las cotizaciones diarias pronosticadas por las redes neuronales recurrentes, para un período de tiempo comprendido entre el 01 de enero de 2018 al 31 de diciembre de 2018 (244 observaciones), a través de la siguiente ecuación:

$$\hat{R}_d = \frac{\hat{Y}_{t+1}}{\hat{Y}_t} - 1 \quad (2.17)$$

En donde \hat{Y}_{t+1} es el valor predicho por la red neuronal en el tiempo $t+1$, dividido para el valor predicho por la red en el tiempo t , denotado como \hat{Y}_t , todo ello restado 1.

Rendimiento de una acción. En base a los rendimientos diarios obtenidos en la ecuación 2.17, se obtendrá la media aritmética o esperanza matemática de las observaciones diarias $E(\hat{R}_d)$ (ecuación 2.18). Posterior a ello se obtendrá el rendimiento esperado del dividendo \hat{R}_{div} (ecuación 2.19), asumiendo que se mantiene constante el dividendo del año 2017 y que la acción es comprada el primer día de cotización pronosticada \hat{Y}_t del año 2018 ($t = 1$). Finalmente se procede a calcular

el rendimiento anual esperado \hat{R}_a ; anualizando el rendimiento diario esperado, mediante su multiplicación por $(n - 1)$, y adicionándolo al rendimiento esperado del dividendo.

$$E(\hat{R}_d) = \sum_{t=1}^n P_{\hat{Y}_{t+1}} \left[\frac{\hat{Y}_{t+1}}{\hat{Y}_t} - 1 \right] \quad (2.18)$$

$$\hat{R}_{div} = \frac{div_{2017}}{\hat{Y}_t}; t = 1 \quad (2.19)$$

$$\hat{R}_a = [E(\hat{R}_d) * (n - 1)] + \hat{R}_{div} \quad (2.20)$$

Riesgo de una acción. Tomando en consideración el período comprendido entre el 01 de enero de 2013 hasta el 31 de diciembre de 2017, se procederá a calcular el riesgo de una acción.

El período de tiempo escogido para este cálculo, difiere de aquel utilizado para el cálculo del rendimiento de una acción, por el motivo de que el análisis de un número mayor de observaciones históricas permitirá conocer con mayor certeza la volatilidad de las cotizaciones de las acciones de un determinado emisor, lo cual se verá reflejado en el cálculo de la varianza y la desviación estándar, expresadas como medidas del riesgo de una acción.

$$R_d = \frac{Y_{k+1}}{Y_k} - 1 \quad (2.21)$$

$$E(R_d) = \sum_{t=1}^n P_{Y_k} \left[\frac{Y_{k+1}}{Y_k} - 1 \right] \quad (2.22)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^n [Y_k - E(R_d)]^2 \quad (2.23)$$

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2} \quad (2.24)$$

El rendimiento diario de una acción R_d , consiste en la división entre las cotizaciones del precio de cierre en el tiempo pasado $k+1$ y k respectivamente, todo ello restado 1 (ecuación 2.21).

La esperanza matemática (ecuación 2.22), varianza σ^2 (ecuación 2.23) y desviación estándar σ (ecuación 2.26) toman como base de cálculo el período de tiempo pasado k .

Es importante denotar, que cuando el emisor de la acción haya cotizado con anterioridad al 01 de enero del 2013, se aplicará el cálculo de la varianza muestral tal cual se indica en la

ecuación 2.23; si el emisor inició su cotización posterior a esa fecha, se aplicará el cálculo de la varianza poblacional, reemplazando $\frac{1}{N-1}$ por $\frac{1}{N}$ en la ecuación 2.23, siendo N el número de observaciones de la muestra o población de ser el caso.

Además, la magnitud del riesgo obtenida en la ecuación 2.24, debe ser anualizada mediante la multiplicación por la raíz cuadrada de (n -1).

Rendimiento del portafolio. El rendimiento del portafolio se expresa como la suma ponderada de los rendimientos individuales de las acciones que componen el mismo.

$$\hat{R}_{port} = \sum_{a=1}^n w_a \hat{R}_a \quad (2.25)$$

Donde \hat{R}_{port} es el rendimiento del portafolio y $\sum_{a=1}^n w_a \hat{R}_a$ la suma de todos los productos entre los pesos y rendimientos esperados de las acciones individuales.

Riesgo del portafolio. Para determinar el riesgo del portafolio, en primer lugar se deben realizar los cálculos de la covarianza y correlación de los rendimientos diarios entre pares de acciones.

$$Cov_{ij} = \frac{1}{N-1} \sum \{ [R_i - E(R_i)] [R_j - E(R_j)] \} \quad (2.26)$$

$$Cor_{ij} = \frac{Cov_{ij}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.27)$$

La covarianza Cov_{ij} se expresa como la sumatoria de los productos; entre las diferencias de los valores i y j con respecto a su media aritmética, representada por $E(R_i)$ y $E(R_j)$ respectivamente. A su vez, la correlación Cor_{ij} entre dos acciones; se expresa como su covarianza dividida para el producto de las desviaciones estándar individuales.

$$\sigma_{port} = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n w_i w_j Cov_{ij}} \quad (2.28)$$

El riesgo del portafolio σ_{port} se expresa como; la raíz cuadrada de la sumatoria de las varianzas individuales de las acciones y sus pesos elevados al cuadrado, más la sumatoria del producto de sus covarianzas por sus pesos individuales y el número dos.

Optimización del portafolio. La optimización del portafolio consiste en minimizar el riesgo del portafolio, sujeto a las siguientes restricciones:

1. Los pesos individuales de las acciones no pueden ser menores a cero, ni mayores a uno.
2. La sumatoria de los pesos individuales de las acciones deben ser uno.

$$\min \sigma_{port} = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n w_i w_j Cov_{ij}} \quad (2.29a)$$

Sujeto a:

$$0 \leq w_i \leq 1 \quad (2.29b)$$

$$\sum w_i = 1 \quad (2.29c)$$

A través de la optimización del portafolio, se obtiene el portafolio de mínima varianza (PMV). El incremento gradual del 1% al PMV, hasta alcanzar el portafolio con el mayor nivel de riesgo para un nivel de rendimiento determinado (PMAX), permitirá obtener las coordenadas de la frontera eficiente, en función al eje de las abscisas (riesgo) y de las ordenadas (rendimiento) respectivamente.

$$R_{RfPort} = w_{port} \hat{R}_{port} + w_{Rf} R_{Rf} \quad (2.30)$$

El rendimiento del portafolio combinado con un activo libre de riesgo R_{RfPort} , se denota como la suma del producto entre el rendimiento del portafolio \hat{R}_{port} y su peso w_{port} , más el producto del rendimiento del activo libre de riesgo R_{Rf} y su peso w_{Rf} en el nuevo portafolio.

Según Damodaran (2016) el cálculo de una tasa libre de riesgo R_f se expresa como la resta entre el porcentaje de rendimiento de un bono soberano del país emitido a 10 años, menos un spread por default de acuerdo al rating crediticio del país (ej. Moody's).

El ratio de Sharpe S_r , se define como el rendimiento obtenido del portafolio por cada unidad de riesgo. Donde \hat{R}_{port} es el rendimiento esperado del portafolio, σ_{port} el riesgo del portafolio y R_f la tasa libre de riesgo.

$$S_r = \frac{\hat{R}_{port} - R_f}{\sigma_{port}} \quad (2.31)$$

Dentro de la frontera eficiente, aquel portafolio que maximiza el ratio de Sharpe se considera como el portafolio de riesgo óptimo (PRO).

Evaluación del desempeño del portafolio. La evaluación del desempeño de los portafolios, será medida frente a un referente. En el presente estudio, se ha escogido al Índice Nacional de Precios y Cotizaciones del Mercado Ecuatoriano ECUINDEX como referente.

Los rendimientos mensuales del índice ECUINDEX durante el año 2018, serán obtenidos a partir de la ecuación 2.17, reemplazando los datos pronosticados por la red en un período de tiempo mensual, en vez de uno diario.

Del mismo modo, para establecer valores comparativos, se aplicará la ecuación 2.17 en todos los emisores de acciones de manera mensual, considerando a \hat{Y}_{t+1} como el último día de cotización de un mes específico, y \hat{Y}_t como el primer día de cotización en un mes específico, de tal forma que se obtengan 12 rendimientos mensuales en cada uno de ellos.

Los pesos de los portafolios a ser analizados, serán multiplicados por los rendimientos mensuales obtenidos para cada emisor, de tal forma que se pueda medir el rendimiento neto que se obtiene en los portafolios eficientes frente al referente seleccionado, en cada mes del año 2018.

Es importante recalcar, que el rendimiento del portafolio incluirá en su cálculo el valor del dividendo esperado desde el mes de marzo, puesto que en el Ecuador la declaración y pago de dividendos generalmente se la realiza en los meses de marzo o abril de un año calendario.

$$I_r = \frac{\bar{R}_p - \bar{R}_E}{\sigma(\bar{R}_p - \bar{R}_E)} \quad (2.32)$$

Los rendimientos adicionales (o inferiores) obtenidos por los portafolios evaluados frente al índice ECUINDEX, serán medidos a través del ratio de información I_r , en donde \bar{R}_p es el rendimiento promedio mensual obtenido por el portafolio, \bar{R}_E el rendimiento promedio mensual obtenido por el índice, y $\sigma(\bar{R}_p - \bar{R}_E)$ la desviación estándar entre los rendimientos promedios mensuales, tanto del portafolio como del índice.

Capítulo 3

Resultados

3.1 Recolección y tratamiento de datos

La recolección de datos del presente estudio, inició a través de la obtención de los precios de cierre de todos los emisores de acciones que componen el mercado de capitales ecuatoriano, durante el período comprendido entre el 01 de enero de 2013 al 30 de junio de 2018, además de los valores mensuales del índice ECUINDEX durante el mismo período. Esta información se obtuvo de los sitios web; tanto de la Bolsa de Valores de Guayaquil, como de la Bolsa de Valores de Quito.

Los datos fueron clasificados en función de las fechas y el nombre del emisor, además, de que fueron rellenados los vacíos existentes en la serie; con la última cotización registrada por el emisor, hasta el día en que volvió a marcar un precio de cierre.

Con la finalidad de obtener estimadores útiles para el modelo matemático del portafolio, y prevenir errores y sesgos futuros, se decidió excluir a ciertos emisores de acciones, en base a los criterios expuestos a continuación:

- Las acciones deben marcar un precio de cierre en al menos los períodos 2016 y 2017 consecutivamente.
- Se excluyen las acciones preferentes, puesto que su rentabilidad y valoración se asemeja más a un instrumento de renta fija, que a uno variable.
- Aquellos emisores que han mantenido su precio de cierre sin ningún cambio, desde el origen de su inscripción y marcaje de precio en bolsa de valores o desde el 01 de enero de 2013 (la primera condición que se cumpla), hasta el 31 de diciembre de 2017.

Esta última exclusión fue añadida, en razón de que el modelo “media-varianza” de Harry Markowitz (utilizado en esta investigación); toma a la varianza y covarianza como las medidas básicas para el cálculo del riesgo de una acción, entendiéndose a ello como la *volatilidad*. Al no existir ninguna diferencia en los precios de cierre, se estaría asumiendo que estos activos son considerados libres de riesgo, lo cual es una incorrección; debido a que las acciones por naturaleza son instrumentos de renta variable, por lo que están expuestas al riesgo de mercado (volatilidad en sus precios de cotización), y en un tiempo futuro existirá un cambio en su precio de cierre. Finalmente, el patrón estático denotado en ciertos emisores, se debe fundamentalmente a la baja liquidez y número de transacciones registradas en sus títulos valores (Bolsa de Valores de Quito, 2018b).

A partir de la aplicación del contenido de los párrafos antes expuestos, se seleccionaron a 35 emisores de acciones del mercado de capitales ecuatoriano y el índice ECUINDEX, así como la recopilación de todas las observaciones que conforman los precios de cierre diarios y valores mensuales del índice, durante el período analizado (ver Anexo 1).

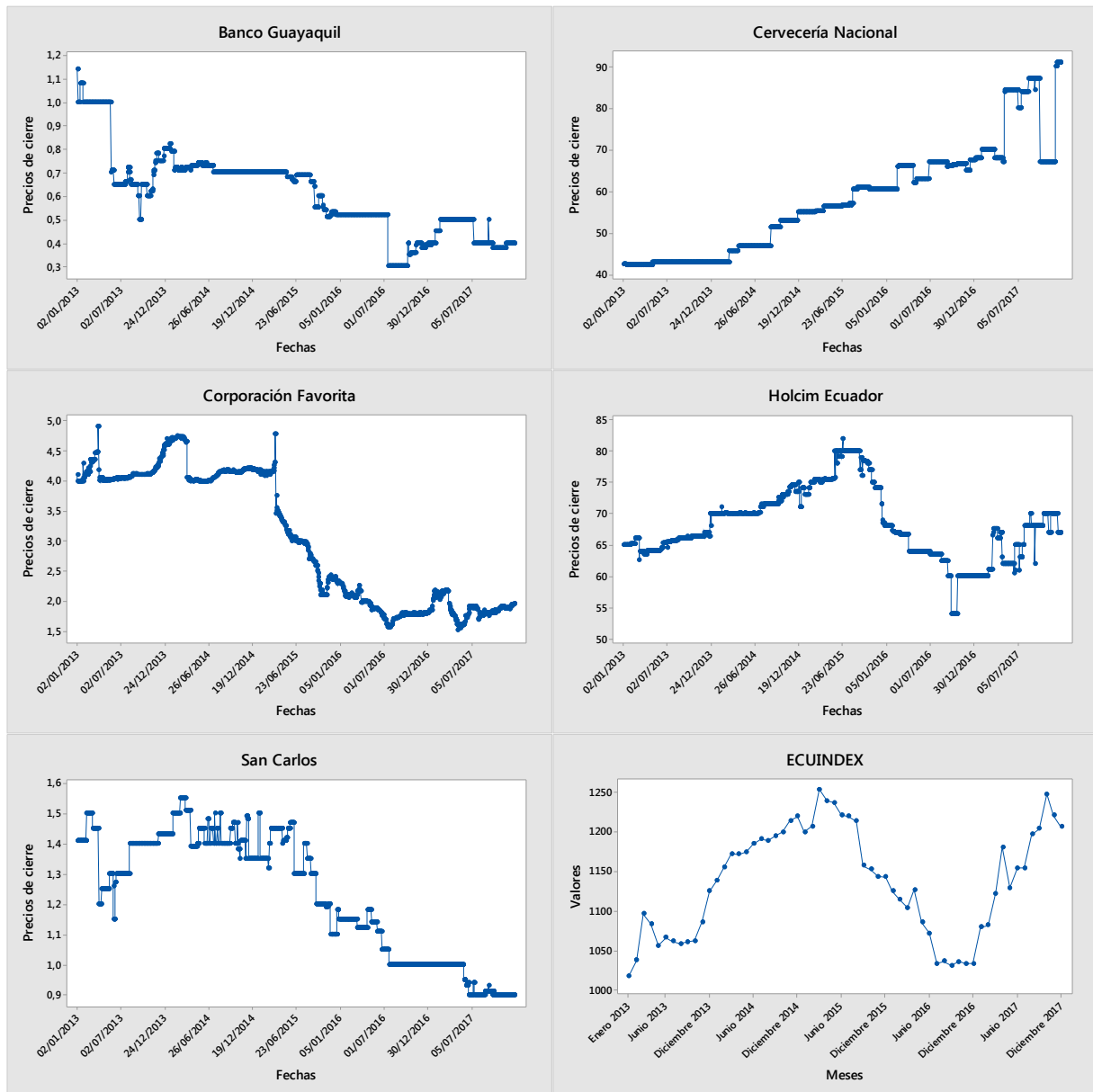
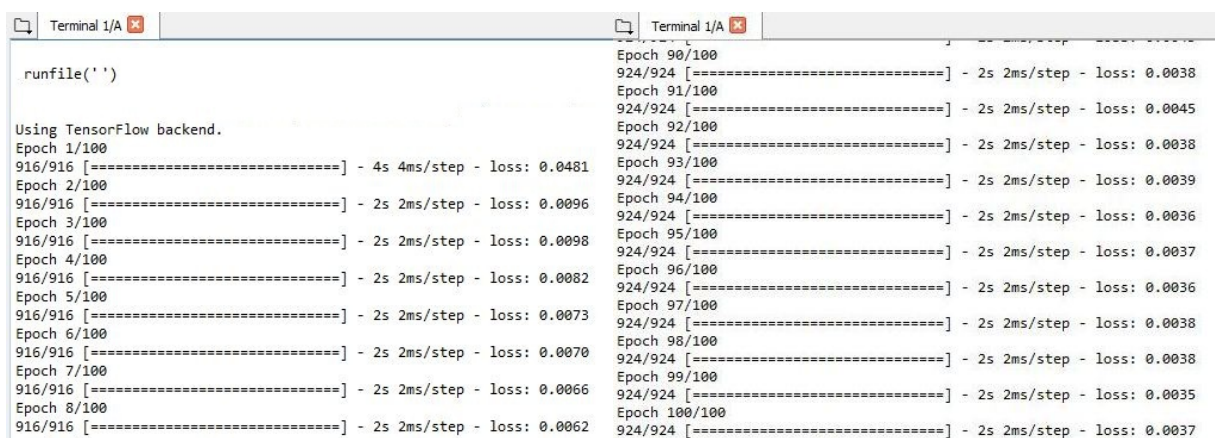


Figura 6. Gráfica de series de tiempo para los emisores de acciones y el índice ECUINDEX, durante el período 2013 – 2017. Elaboración propia a partir de los datos obtenidos en “Al cierre virtual,” por Bolsa de Valores de Guayaquil, 2018. Recuperado de <https://www.bolsadevaloresguayaquil.com/productos/alcierrre.asp>; “Informe bursátil mensual sobre las negociaciones a nivel nacional,” por Bolsa de Valores de Quito, 2018a. Recuperado de <https://www.bolsadequito.com/uploads/estadisticas/boletines/boletines-mensuales/informe-bursatil-mensual.xls>

Los datos obtenidos para cada emisor y el índice, fueron normalizados para facilitar el aprendizaje de la red neuronal recurrente. A continuación, se definieron los grupos de datos de entrenamiento y prueba de la red. También se desarrolló la arquitectura, función de costo (ECM), gradiente estocástico, retropropagación a través del tiempo (RTT) y el algoritmo GMCP de la red.

En base a los resultados obtenidos en cada proceso de RTT en búsqueda de la minimización de la función de costo, se fueron modificando; el número de retrasos en el tiempo, el número de capas ocultas del algoritmo GMCP y las neuronas que las componen, el porcentaje de neuronas desactivadas en cada capa a través de la regularización dropout, el número de iteraciones [epoch] y el tamaño del lote de datos analizados en cada iteración [batch size], con el fin de alcanzar un resultado adecuado de predicción, a su vez que se evitó el sobreajuste.



```

runfile('')

Using TensorFlow backend.
Epoch 1/100
916/916 [=====] - 4s 4ms/step - loss: 0.0481
Epoch 2/100
916/916 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0096
Epoch 3/100
916/916 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0098
Epoch 4/100
916/916 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0082
Epoch 5/100
916/916 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0073
Epoch 6/100
916/916 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0070
Epoch 7/100
916/916 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0066
Epoch 8/100
916/916 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0062
Epoch 90/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0038
Epoch 91/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0045
Epoch 92/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0038
Epoch 93/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0039
Epoch 94/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0036
Epoch 95/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0037
Epoch 96/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0036
Epoch 97/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0038
Epoch 98/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0038
Epoch 99/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0035
Epoch 100/100
924/924 [=====] - 2s 2ms/step - loss: 0.0037

```

Figura 7. Terminal de salida del entorno de desarrollo Spyder (versión 3.3.1) en la construcción de una red neuronal recurrente.

El número de predicciones realizadas por la red para el grupo de datos de prueba y sus retrasos en el tiempo; fueron extrapoladas y consideradas como los valores pronosticados para el año 2018 (244 precios de cierre diarios para cada emisor y 12 valores mensuales para el índice ECUINDEX).

A continuación, se procedió a comparar el grado de error de estos datos frente a los valores reales registrados por los emisores de acciones y el índice, durante el período comprendido entre el 01 de enero de 2018 al 30 de junio de 2018, mediante el cálculo del error porcentual absoluto medio (EPAM), tanto para los precios de cierre diarios y valores mensuales, como para los rendimientos diarios y mensuales esperados calculados a partir de la misma base de información.

Posteriormente, se anualizaron los rendimientos diarios esperados para cada emisor, así como la incorporación del dividendo esperado (asumiendo que se realiza la compra del acción el primer día de cotización pronosticado para el año 2018), con lo cual se obtuvo el rendimiento anual esperado del año 2018 (ver Anexo 2).

En relación al riesgo de una acción, se procedió a calcular la varianza y desviación estándar a partir de los rendimientos históricos diarios del período 2013 – 2017, y se los anualizó para obtener el riesgo anual de cada emisor de acciones (ver Anexo 2).

Previo al cálculo del riesgo del portafolio, se obtuvo la matriz de covarianzas y correlaciones de los rendimientos diarios del período 2013 – 2017, para cada par de emisores de acciones (ver Anexo 3 y 4).

Los pesos necesarios para el cálculo de los rendimientos esperados y el riesgo de los portafolios de mínima varianza (PMV), riesgo óptimo (PRO) y todos aquellos que se encuentran a lo largo de la frontera eficiente, fueron obtenidos a través de la resolución de un problema de optimización, sujeto a las siguientes restricciones; que los pesos individuales de las acciones no pueden ser inferiores a cero, ni superiores a uno, además que la suma total dé como resultado uno.

El gráfico de la frontera eficiente se lo realizó a partir de la obtención del portafolio PMV, con un incremento gradual del 1% en el riesgo (eje de las abscisas) y su respuesta en el rendimiento esperado (eje de las ordenadas), hasta alcanzar el portafolio con el mayor nivel de riesgo para un rendimiento determinado (PMAX).

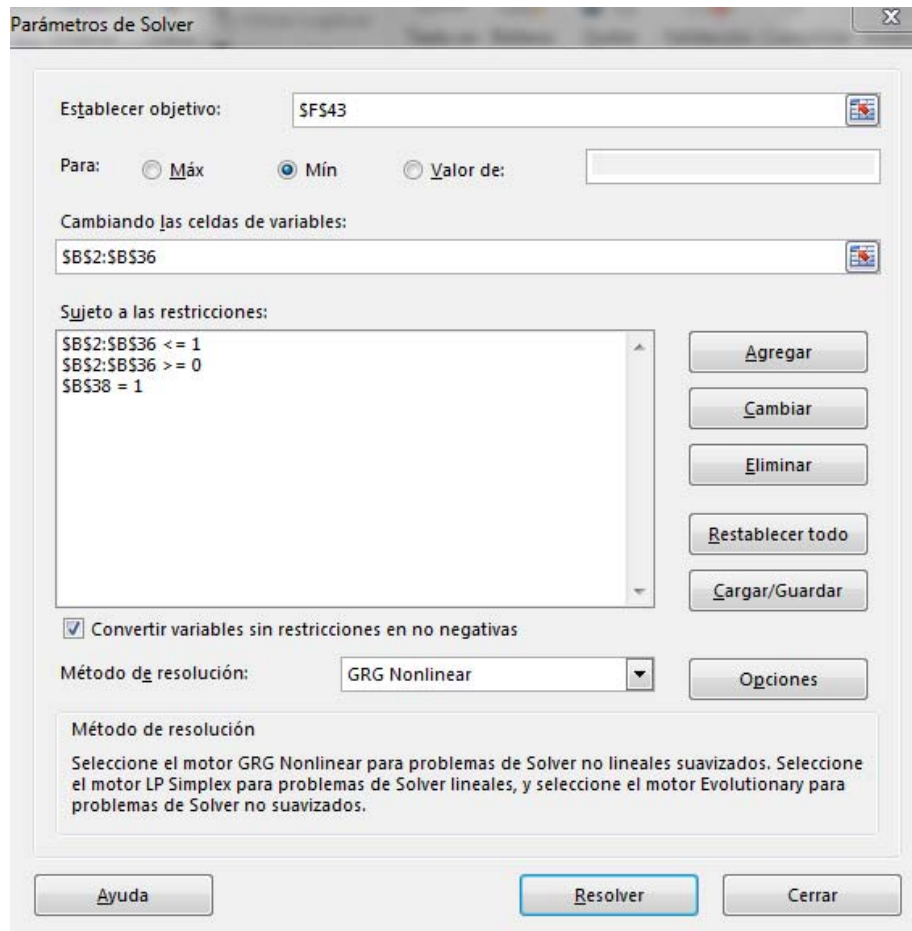


Figura 8. Ventana de Solver para la obtención del portafolio de mínima varianza (PMV).

A su vez, todos los portafolios calculados fueron comparados contra el ratio de Sharpe, con el fin de obtener el portafolio PRO que maximiza este indicador. Las variables y el resultado del cálculo de la tasa libre de riesgo (variable requerida para el cálculo del ratio de Sharpe), se detallan en la tabla 2.

Tabla 2

Variables y resultado del cálculo de la tasa libre de riesgo de Ecuador, año 2018

Variable	Fecha	Resultado
Tasa de interés del Bono Soberano de Ecuador (18/28 REGS)	23/01/2018	7,875%
Calificación crediticia de Ecuador (Moody's)	25/04/2018	B3
Spread por default (en función de la calificación crediticia)	Enero 2018	6,670%

Tasa libre de riesgo de Ecuador - Año 2018

1,205%

Nota: Elaboración propia a partir de los datos obtenidos en “*Ecuador, RepublikDL-Notes 2018(18/28) Reg.S.*,” por Markets Insider, 2018. Recuperado de https://markets.businessinsider.com/bonds/ecuador-_republikdl-notes_201818-28_regs-bond-2028-xs1755429732; “*Government of Ecuador – B3 Stable: Regular update [Gobierno de Ecuador – B3 Estable: Actualización regular]*,” por Moody’s, 2018. Recuperado de <https://www.moody.com/credit-ratings/Ecuador-Government-of-credit-rating-600023694>; “*Country Default Spreads and Risk Premiums [Spread de default y premio al riesgo de los países]*,” de A. Damodaran, 2018. Recuperado de http://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/New_Home_Page/datafile/ctryprem.html

La tasa libre de riesgo fue incluida en el gráfico de la frontera eficiente, con el objetivo de representar la línea de asignación de capital (LAC), y demostrar el punto de tangencia en el cual se obtiene el portafolio PRO (cuando se combina un portafolio de activos de riesgo y un activo libre de riesgo).

Finalmente, el rendimiento esperado de los portafolios; PMV, PRO y PMAX, fueron comparados contra los rendimientos esperados mensuales del índice ECUINDEX, a través del cálculo del ratio de información.

Es importante recalcar, que los rendimientos de las acciones que conforman cada portafolio evaluado, fueron obtenidos de forma mensual para homologar la base de comparación frente al índice, además se incluyó el valor del dividendo esperado desde el mes de marzo de 2018.

3.2 Presentación y análisis de resultados

Arquitecturas de las redes neuronales recurrentes utilizadas para el pronóstico de los valores futuros de las acciones en el mercado de capitales ecuatoriano

La descripción de los elementos que componen las arquitecturas de las redes neuronales recurrentes, diseñadas para cada emisor de acciones y el índice ECUINDEX, se presentan en la tabla 3.

Tabla 3

Variables seleccionadas por cada emisor e índice, para la construcción de redes neuronales recurrentes

Nombre del emisor	Datos de entrenamiento	Datos de prueba	Retrasos en el tiempo	Capas de entrada	Capas del algoritmo GMCP	Celdas en cada capa GMCP	Dropout	Función de costo	¿Gradiente estocástico?
Alicosta BK Holding	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Banco Bolivariano	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Banco Guayaquil	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Banco Pichincha	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Banco Solidario	976	244	60	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Cerro Alto Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Cerro Verde Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Cervecería Nacional	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Conclina	970	244	480	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Corporación Favorita	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Cridesa	984	244	60	1	4	50	20,00%	ECM	SI
CTH	248	244	123	1	4	50	20,00%	ECM	SI
ECUINDEX	47	13	12	1	4	50	20,00%	ECM	SI
El Refugio Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
El Sendero Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
El Tecal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Holcim Ecuador	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI

Nombre del emisor	Datos de entrenamiento	Datos de prueba	Retrasos en el tiempo	Capas de entrada	Capas del algoritmo GMCP	Celdas en cada capa GMCP	Dropout	Función de costo	¿Gradiente estocástico?
Holding Tonicorp	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Hotel Colón	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Industrias Ales	973	244	482	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Inversancarlos	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
La Campiña Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
La Colina Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
La Cumbre Forestal	921	244	456	1	4	50	20,00%	ECM	SI
La Estancia Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
La Reserva Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
La Sabana Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
La Vanguardia Forestal	676	244	335	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Meriza	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Produbanco	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Retratorec	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Rio Congo Forestal	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Rio Grande Forestal	419	244	207	1	4	50	20,00%	ECM	SI
San Carlos	984	244	487	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Superdeporte	778	244	385	1	4	50	20,00%	ECM	SI
Unacem Cementos	153	244	76	1	4	50	20,00%	ECM	SI

Nombre del emisor	Iteraciones	Tamaño del lote	Capas de salida	Número de predicciones	Nombre del emisor	Iteraciones	Tamaño del lote	Capas de salida	Número de predicciones
Alicosta BK Holding	100	32	1	244	Hotel Colón	100	32	1	244
Banco Bolivariano	100	32	1	244	Industrias Ales	100	32	1	244
Banco Guayaquil	100	32	1	244	Inversancarlos	100	32	1	244
Banco Pichincha	100	32	1	244	La Campiña Forestal	100	32	1	244
Banco Solidario	100	32	1	244	La Colina Forestal	100	32	1	244
Cerro Alto Forestal	100	32	1	244	La Cumbre Forestal	100	32	1	244
Cerro Verde Forestal	100	32	1	244	La Estancia Forestal	100	32	1	244
Cervecería Nacional	100	32	1	244	La Reserva Forestal	100	32	1	244
Conclina	100	32	1	244	La Sabana Forestal	100	32	1	244
Corporación Favorita	100	32	1	244	La Vanguardia Forestal	100	32	1	244
Cridesa	100	32	1	244	Meriza	100	32	1	244
CTH	100	32	1	244	Produbanco	100	32	1	244
ECUIINDEX	100	32	1	13	Retratorec	100	32	1	244
El Refugio Forestal	100	32	1	244	Rio Congo Forestal	100	32	1	244
El Sendero Forestal	100	32	1	244	Rio Grande Forestal	100	32	1	244
El Tecal	100	32	1	244	San Carlos	100	32	1	244
Holcim Ecuador Holding	100	32	1	244	Superdeporte	100	32	1	244
Tonicorp	100	32	1	244	Unacem Cementos	100	32	1	244

La convergencia hacia la minimización de la función de costo ECM, permitió decidir el mantener fijo, en la construcción de todas las redes neuronales recurrentes, las siguientes variables; capas del algoritmo GMCP, porcentaje dropout, gradiente estocástico, iteraciones y número de lote de análisis. También se mantuvo el número de predicciones para el año 2018; en 244 precios de cierre diarios y 13 valores mensuales del índice ECUINDEX (al igual que el número de datos de prueba respectivamente).

En relación a los retrasos en el tiempo; 34 redes neuronales recurrentes utilizaron el 49,49% de todos los datos de entrenamiento como retrasos en el tiempo, mientras que las dos redes restantes (Banco Solidario y Cridesa) utilizaron únicamente el 6,10% de los datos. Este valor fue modificado en estas dos últimas redes, debido principalmente al nivel de error obtenido frente a los datos de prueba.

Medición del grado de acierto de los pronósticos de las redes neuronales recurrentes frente a los datos reales de cotización de las acciones durante el período de análisis

El grado de error en la predicción de valores futuros del precio de cierre diario de las acciones y los valores mensuales del índice ECUINDEX, así como sus rendimientos diarios y mensuales respectivos, frente a los datos reales recopilados durante el período comprendido entre el 01 de enero de 2018 al 30 de junio de 2018, fue cuantificado a través del error porcentual absoluto medio (EPAM), cuyos resultados se encuentran en la tabla 4.

Tabla 4

Medición del grado de error en las predicciones de las redes neuronales recurrentes

Nombre del emisor	EPAM		EPAM	
	Precios diarios de cierre - Valores mensuales (índice)	Número de observaciones	Rendimientos diarios (acciones) y mensuales (índice)	Número de observaciones
Alicosta BK Holding	19,26%	122	0,00%	121
Banco Bolivariano	10,48%	122	0,00%	121
Banco Guayaquil	8,52%	122	6,33%	121
Banco Pichincha	20,66% ^a	122	4,39%	121
Banco Solidario	200,31%	122	0,83%	121
Cerro Alto Forestal	1,15%	122	0,83%	121
Cerro Verde Forestal	2,11%	122	0,00%	121
Cervecería Nacional	21,21%	122	2,48%	121
Conclina	22,15%	122	2,48%	121
Corporación Favorita	11,87%	122	71,81%	121
Cridesa	27,61%	122	0,83%	121
CTH	30,43%	122	0,00%	121
ECUINDEX	14,64%	6	676,26%	6
El Refugio Forestal	4,19%	122	0,00%	121
El Sendero Forestal	7,01%	122	0,00%	121
El Tecal	4,29%	122	0,00%	121
Holcim Ecuador Holding	10,71%	122	4,43%	121
Tonicorp	0,49%	122	0,00%	121
Hotel Colón	8,84%	122	0,83%	121
Industrias Ales	29,73%	122	1,65%	121
Inversancarlos	2,54%	122	0,83%	121
La Campiña Forestal	2,20%	122	0,00%	121
La Colina Forestal	8,10%	122	0,00%	121
La Cumbre Forestal	3,47%	122	0,00%	121
La Estancia Forestal	9,54%	122	0,00%	121

La Reserva Forestal	3,96%	122	0,00%	121
La Sabana Forestal	0,56%	122	0,00%	121
La Vanguardia Forestal	4,15%	122	0,00%	121
Meriza	0,72%	122	0,00%	121
Produbanco	32,48%	122	4,96%	121
Retratorec	7,03%	122	0,83%	121
Rio Congo Forestal	3,61%	122	0,00%	121
Rio Grande Forestal	0,78%	122	0,00%	121
San Carlos	12,21%	122	2,48%	121
Superdeporte	0,60%	122	0,00%	121
Unacem Cementos	0,00%	122	0,00%	121

^a Banco Pichincha realizó el cambio del valor nominal de sus acciones; de USD \$1 a USD \$100 cada una, el 31 de enero de 2018, reflejándose dicho cambio en su precio de cierre desde el día 16 de marzo de 2018. Con el objetivo de mantener la uniformidad de la serie, estos valores fueron divididos para 100, de tal forma que se refleje el mismo patrón numérico expresado desde el 01 de enero del 2013.

El promedio general del grado de acierto de las redes neuronales recurrentes (restando de un 100% el EPAM), tanto en la predicción de precios de cierre y valores del índice (primera serie), como en los rendimientos diarios y mensuales (segunda serie), es de aproximadamente 90,08% y 99,00% respectivamente; a su vez, el nivel de error individual presente en la primera serie abarca un rango entre 0,00% y 32,48%, y en la segunda serie el rango se constituye ente 0,00% y 6,33% (sin considerar en ninguno de los casos, los valores extremos mayores a 50% en ambas series).

En relación al emisor Banco Solidario, su alto grado de error se debe particularmente a las predicciones en sentido opuesto frente a los valores reales ocurridos durante el período de análisis (ver figura 9). La red neuronal recurrente para dicho emisor, estimó una caída en su precio de cierre para el primer semestre del 2018, sin embargo, Banco Solidario reportó en el mes de abril del 2018 la adquisición de sus propias acciones por un monto de USD \$4'396.178,00 (correspondiente a 5'495.222 acciones del capital social del banco), de esta forma su precio de

cierre aumentó de USD \$0,26 a USD \$0,80 (207,69%) (Bolsa de Valores de Guayaquil, 2018; Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador, 2018).

A su vez, Corporación Favorita presenta distorsión en sus precios de cierre pronosticados frente a los reales; en los meses de abril, mayo y junio de 2018 (ver figura 9). También se evidencia que sus rendimientos diarios pronosticados siguen la misma tendencia a los valores reales, pero estos no se ajustan adecuadamente a las variaciones que exceden el nivel normal (ver figura 10).

En relación al párrafo anterior, se puede evidenciar que el día 29 de marzo de 2018 el precio de cierre de la compañía fue de USD \$2,19, a su vez que el 02 de abril del mismo año se redujo a USD \$1,95, lo cual se interpreta como una variación negativa en su cotización de -10,95%. Se intuye que la causa de este hecho, corresponde al anuncio realizado el día 28 de marzo de 2018, en el cual la compañía informa a sus accionistas sobre el reparto de sus utilidades; separándolas en 58 millones de USD en efectivo y 40 millones de USD vía aumento de capital (Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador, 2018).

Finalmente, los valores mensuales pronosticados y reales del índice ECUINDEX mantienen una tendencia alcista (ver figura 9), sin embargo, las fuertes variaciones de sus rendimientos mensuales no permiten que los valores pronosticados se ajusten adecuadamente a ellos (ver figura 10). Es importante considerar también, que una muestra de seis observaciones no es suficiente para la correcta inferencia en la medición del grado de acierto y error de las predicciones realizadas por las redes neuronales recurrentes.

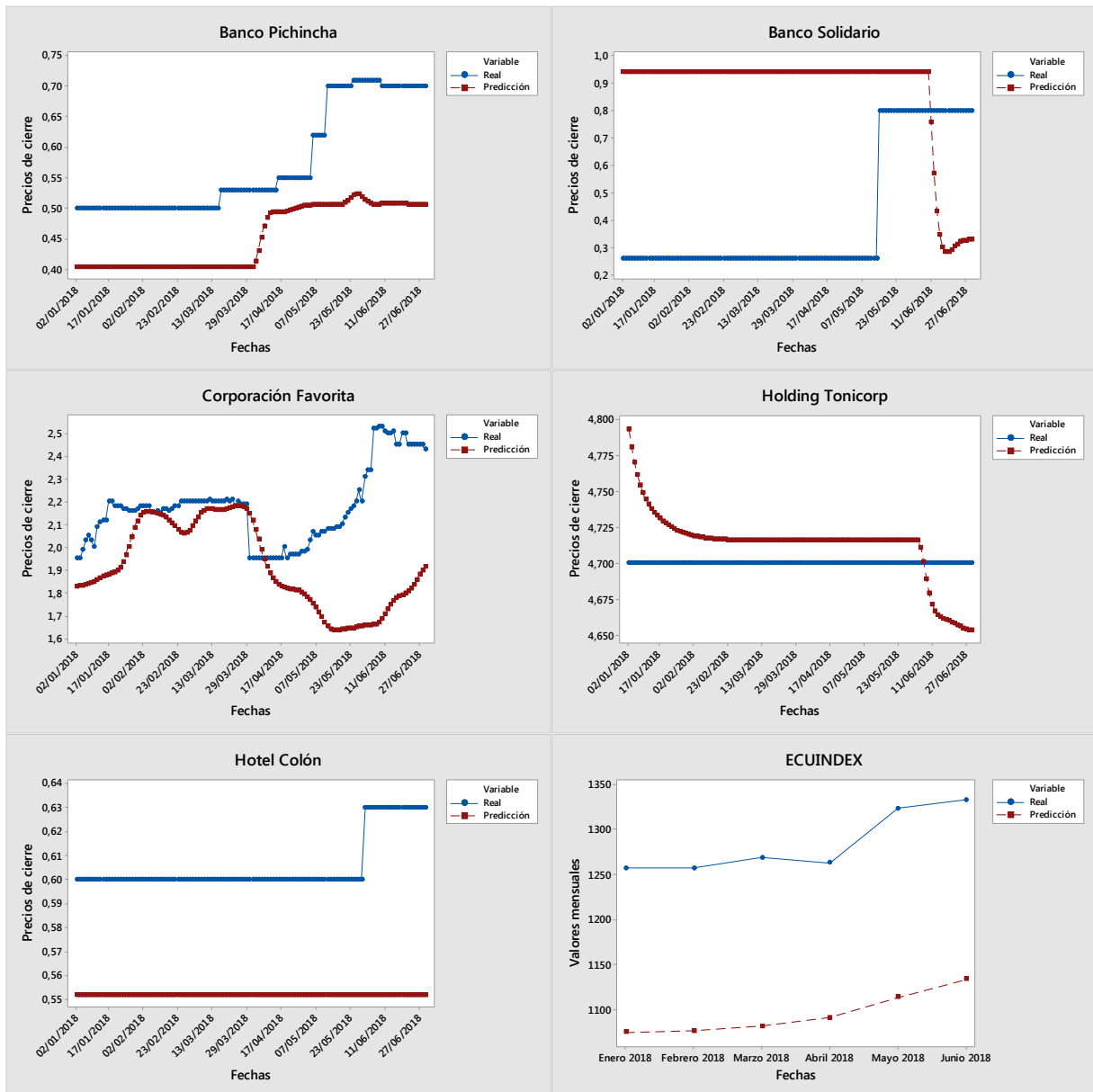


Figura 9. Gráfica de series de tiempo para los precios de cierre y valores mensuales de los emisores de acciones y el índice ECUINDEX respectivamente, durante el período enero a junio 2018. Los valores reales se encuentran en color azul, mientras que aquellos pronosticados se representan a través del color rojo. Elaboración propia a partir de los datos obtenidos en “Al cierre virtual,” por Bolsa de Valores de Guayaquil, 2018. Recuperado de <https://www.bolsadevaloresguayaquil.com/productos/alcierrre.asp>; “Informe bursátil mensual sobre las negociaciones a nivel nacional,” por Bolsa de Valores de Quito, 2018a. Recuperado de <https://www.bolsadequito.com/uploads/estadisticas/boletines/boletines-mensuales/informe-bursatil-mensual.xls>

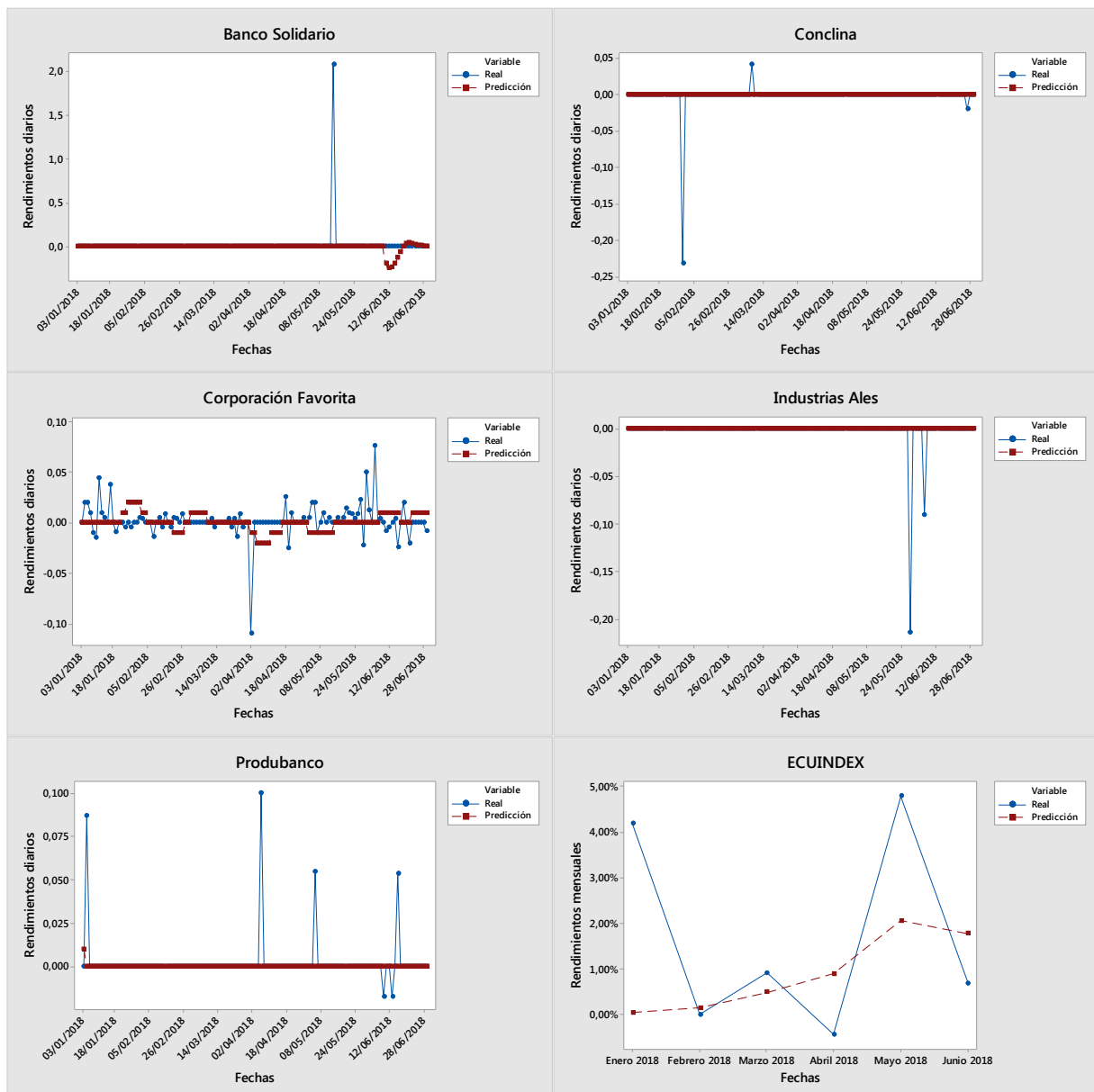


Figura 10. Gráfica de series de tiempo para los rendimientos diarios y mensuales de los emisores de acciones y el índice ECUINDEX respectivamente, durante el período enero a junio 2018. Los valores reales se encuentran en color azul, mientras que aquellos pronosticados se representan a través del color rojo. Elaboración propia a partir de los datos obtenidos en “Al cierre virtual,” por Bolsa de Valores de Guayaquil, 2018. Recuperado de <https://www.bolsadevaloresguayaquil.com/productos/alcierrre.asp>; “Informe bursátil mensual sobre las negociaciones a nivel nacional,” por Bolsa de Valores de Quito, 2018a. Recuperado de <https://www.bolsadequito.com/uploads/estadisticas/boletines/boletines-mensuales/informe-bursatil-mensual.xls>

Con el afán de comprobar y asegurar la validez de los pronósticos realizados por las redes neuronales recurrentes, se decidió realizar una prueba basándose en los precios de cierre y valores mensuales de 30 emisores de acciones y el índice ECUINDEX respectivamente, obtenidos durante

el período 2012 – 2016, con el objetivo de pronosticar los precios y valores correspondientes para el año completo 2017, y de esta forma realizar comparaciones cuantitativas y gráficas para determinar el grado de acierto y error en dichos pronósticos (ver Anexo 5).

El promedio general del grado de acierto de las redes neuronales recurrentes (restando de un 100% el EPAM), tanto en la predicción de precios de cierre y valores del índice (primera serie), como en los rendimientos diarios y mensuales (segunda serie) del período 2017, es de aproximadamente 89,18% y 97,57% respectivamente; a su vez, el nivel de error individual presente en la primera serie abarca un rango entre 0,04% y 41,18%, y en la segunda serie el rango se constituye ente 0,00% y 39,33% (sin considerar en ninguna de las series los valores extremos mayores a 50%).

Dentro de la primera serie se encuentra un valor extremo de error; que se debe fundamentalmente a que la red neuronal recurrente estimó un comportamiento estático del precio de las acciones del Banco Solidario, sin embargo, realmente se presentó una fuerte caída en su valor de cotización, pasando de USD \$0,94 a USD \$0,26 por acción (-72,34%).

Se intuye que este descenso en el precio se debe a la autorización emitida por órgano competente que le faculta al Banco Solidario a realizar únicamente operaciones financieras en los segmentos de microcrédito y consumo (Superintendencia de Bancos del Ecuador, 2017b). Esta aseveración se la realiza en función de que dicha resolución administrativa concuerda con el rango de tiempo en el que se produce el descenso del precio de cotización, además de que este acto es uno de los principales hechos relevantes del emisor durante el año 2017.

En relación a la segunda serie, se presentaron dos valores extremos de error, los cuales comparten la característica (explicada anteriormente), que las redes neuronales recurrentes no pueden determinar con facilidad la magnitud de la volatilidad que excede ampliamente a aquellas

que se presentan durante el comportamiento normal de los rendimientos de un emisor o índice bursátil.

En el caso de la Corporación Favorita, su variación en su precio de cotización, pasa de USD \$2,16 el 30 de marzo de 2017 hasta alcanzar un mínimo de USD \$1,77 el 13 de abril del mismo año, lo cual representa una reducción del precio de cierre en 18,06%. La causa de este hecho, se intuye al anuncio realizado el 31 de marzo de 2017 por la Junta General Ordinaria de Accionistas de la compañía, en donde se decide repartir a los accionistas; 50 millones de USD en efectivo y 35 millones de USD vía aumento de capital (Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador, 2018).

En relación al índice ECUINDEX, se debe recalcar que existen rendimientos mensuales que tienden a 0,00%, por tal motivo, cualquier valor estimado por la red neuronal recurrente que dista ampliamente de cero (ej. 1,00%, 2,00%....), aumenta en gran medida el nivel de error del pronóstico, puesto que al dividir un cierto valor entre algo muy pequeño (que tiende a cero), el resultado empieza a crecer exponencialmente (tiende a infinito).

Portafolios óptimos de acciones construidos en base a los pronósticos realizados por las redes neuronales recurrentes

Los portafolios óptimos de acciones construidos a partir de los datos históricos recopilados, y el pronóstico de las redes neuronales recurrentes para cada emisor de acciones, se encuentran representados a lo largo de la frontera eficiente; iniciando con el portafolio de mínima varianza (PMV), y culminando con el portafolio de mayor riesgo para un cierto nivel de rendimiento (PMAX). Sin embargo, existe un portafolio óptimo que sobrepasa a la relación riesgo y rendimiento de todos los demás; este portafolio es denominado como *portafolio de riesgo óptimo* (PRO).

La representación gráfica de los 34 portafolios eficientes obtenidos en el mercado de capitales ecuatoriano se encuentra en la figura 11. Las magnitudes del nivel de riesgo, rendimiento esperado y ratio de Sharpe para cada uno de ellos, se detallan en la tabla 5.

En relación a los porcentajes individuales de participación (pesos) de los emisores de acciones en cada uno de los 34 portafolios eficientes, estos se encuentran en el Anexo 5. Sin embargo, en la tabla 6 (presentada a continuación), se encuentran expresados los porcentajes de participación de todos los emisores de los tres principales portafolios óptimos; PMV, PRO y PMAX. Además, en la tabla 7 se presenta un resumen acerca de los principales emisores que componen cada uno de los 34 portafolios eficientes.

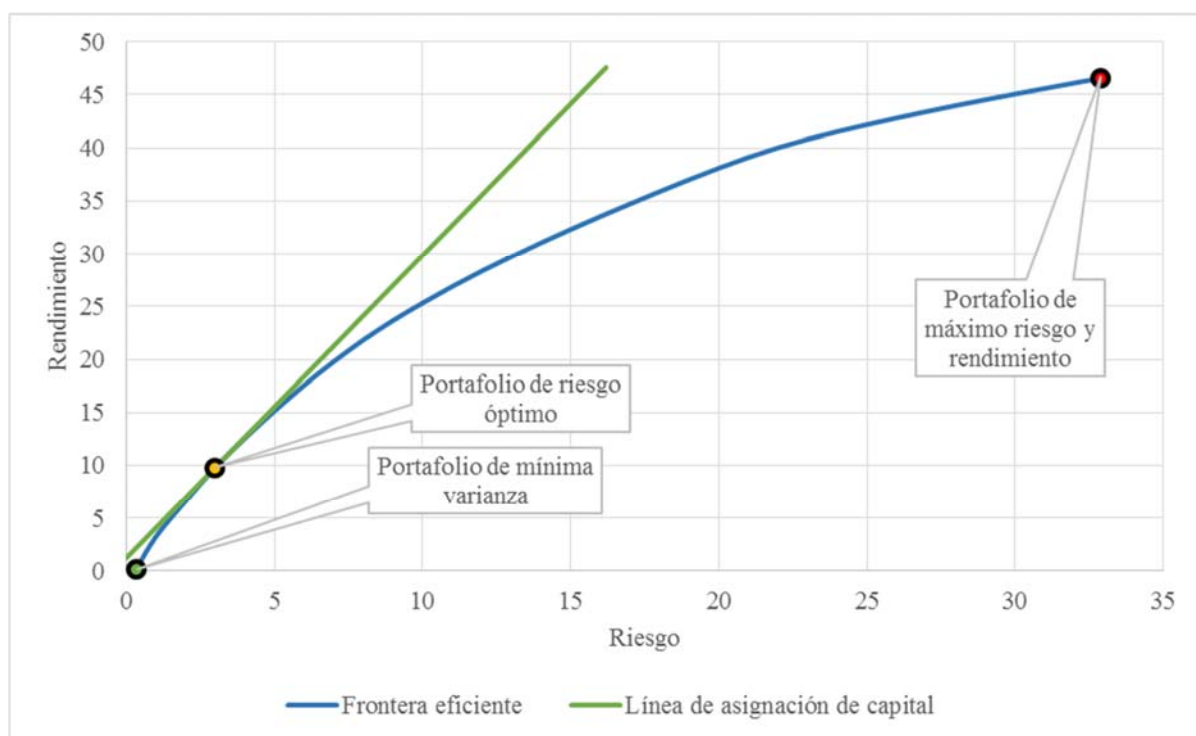


Figura 11. Portafolios eficientes del mercado de capitales ecuatoriano, año 2018.

Tabla 5

Riesgo, rendimiento, y ratio de Sharpe de los 34 portafolios eficientes del mercado de capitales ecuatoriano, año 2018

	Riesgo	Rendimiento esperado	Ratio de Sharpe
Portafolio 1 (PMV)	0,32%	0,10%	-3,4320
Portafolio 2	1,00%	3,23%	2,0223
Portafolio 3	2,00%	6,60%	2,6997
Portafolio 4 (PRO)	3,00%	9,79%	2,8633
Portafolio 5	4,00%	12,57%	2,8407
Portafolio 6	5,00%	15,14%	2,7869
Portafolio 7	6,00%	17,56%	2,7255
Portafolio 8	7,00%	19,78%	2,6530
Portafolio 9	8,00%	21,81%	2,5759
Portafolio 10	9,00%	23,64%	2,4931
Portafolio 11	10,00%	25,31%	2,4104
Portafolio 12	11,00%	26,87%	2,3328
Portafolio 13	12,00%	28,34%	2,2609
Portafolio 14	13,00%	29,72%	2,1935
Portafolio 15	14,00%	31,05%	2,1316
Portafolio 16	15,00%	32,32%	2,0744
Portafolio 17	16,00%	33,55%	2,0214
Portafolio 18	17,00%	34,74%	1,9725
Portafolio 19	18,00%	35,90%	1,9276
Portafolio 20	19,00%	37,03%	1,8855
Portafolio 21	20,00%	38,12%	1,8456
Portafolio 22	21,00%	39,13%	1,8060
Portafolio 23	22,00%	40,04%	1,7650
Portafolio 24	23,00%	40,83%	1,7226
Portafolio 25	24,00%	41,54%	1,6805

Portafolio 26	25,00%	42,20%	1,6397
Portafolio 27	26,00%	42,82%	1,6005
Portafolio 28	27,00%	43,41%	1,5632
Portafolio 29	28,00%	43,98%	1,5278
Portafolio 30	29,00%	44,54%	1,4942
Portafolio 31	30,00%	45,08%	1,4623
Portafolio 32	31,00%	45,60%	1,4321
Portafolio 33	32,00%	46,12%	1,4035
Portafolio 34 (PMAX)	32,87%	46,56%	1,3796

Tabla 6

Composición de los principales portafolios eficientes del mercado de capitales ecuatoriano, año 2018

Nombre del emisor	PMV %	PRO %	PMAX %
Alicosta BK Holding	0,15%	0,00%	0,00%
Banco Bolivariano	0,05%	2,12%	0,00%
Banco Guayaquil	0,01%	1,18%	0,00%
Banco Pichincha	0,01%	4,31%	100,00%
Banco Solidario	0,01%	0,00%	0,00%
Cerro Alto Forestal	0,10%	0,00%	0,00%
Cerro Verde Forestal	0,34%	1,23%	0,00%
Cervecería Nacional	0,02%	5,25%	0,00%
Conclina	0,03%	1,42%	0,00%
Corporación Favorita	0,02%	2,88%	0,00%
Cridesa	0,05%	1,17%	0,00%
CTH	0,03%	0,00%	0,00%
El Refugio Forestal	0,10%	3,43%	0,00%
El Sendero Forestal	0,10%	4,60%	0,00%

El Tecal	0,54%	12,89%	0,00%
Holcim Ecuador	0,04%	5,28%	0,00%
Holding Tonicorp	0,08%	0,00%	0,00%
Hotel Colón	0,02%	3,07%	0,00%
Industrias Ales	0,02%	0,00%	0,00%
Inversancarlos	0,03%	2,41%	0,00%
La Campiña Forestal	0,05%	7,73%	0,00%
La Colina Forestal	0,14%	8,14%	0,00%
La Cumbre Forestal	0,22%	5,32%	0,00%
La Estancia Forestal	0,07%	7,51%	0,00%
La Reserva Forestal	0,20%	0,00%	0,00%
La Sabana Forestal	0,14%	0,00%	0,00%
La Vanguardia Forestal	0,23%	0,00%	0,00%
Meriza	0,20%	0,00%	0,00%
Produbanco	0,01%	0,00%	0,00%
Retratorec	0,36%	6,83%	0,00%
Rio Congo Forestal	1,05%	13,23%	0,00%
Rio Grande Forestal	41,22%	0,00%	0,00%
San Carlos	0,02%	0,00%	0,00%
Superdeporte	0,08%	0,00%	0,00%
Unacem Cementos	54,26%	0,00%	0,00%
Sumatoria	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 7

Principales emisores en cada uno de los 34 portafolios eficientes

Portafolio 1 (PMV)		Portafolio 2		Portafolio 3		Portafolio 4 (PRO)	
Unacem Cementos	54,26%	Rio Grande Forestal	35,29%	Rio Congo Forestal	14,70%	Rio Congo Forestal	13,16%
Rio Grande Forestal	41,22%	Unacem Cementos	22,15%	El Tecal	11,18%	El Tecal	12,78%
Rio Congo Forestal	1,05%	Rio Congo Forestal	7,13%	Unacem Cementos	10,01%	La Colina Forestal	8,15%
El Tecal	0,54%	El Tecal	5,93%	Rio Grande Forestal	6,59%	La Campiña Forestal	7,71%
Retratorec	0,36%	Retratorec	3,53%	Retratorec	6,54%	La Estancia Forestal	7,55%
Portafolio 5		Portafolio 6		Portafolio 7		Portafolio 8	
La Campiña Forestal	10,62%	La Campiña Forestal	13,36%	La Campiña Forestal	15,90%	La Campiña Forestal	17,95%
El Tecal	10,25%	La Estancia Forestal	12,14%	La Estancia Forestal	13,69%	Cervecería Nacional	14,67%
La Estancia Forestal	9,96%	La Colina Forestal	10,83%	Cervecería Nacional	12,09%	La Estancia Forestal	14,21%
La Colina Forestal	9,81%	Cervecería Nacional	9,73%	Holcim Ecuador	10,34%	Banco Pichincha	12,70%
Cervecería Nacional	7,52%	Holcim Ecuador	8,86%	Banco Pichincha	10,26%	Holcim Ecuador	11,45%
Portafolio 9		Portafolio 10		Portafolio 11		Portafolio 12	
La Campiña Forestal	19,58%	Cervecería Nacional	20,21%	Cervecería Nacional	22,92%	Cervecería Nacional	25,53%
Cervecería Nacional	17,33%	La Campiña Forestal	19,72%	Banco Pichincha	21,54%	Banco Pichincha	24,41%
Banco Pichincha	15,30%	Banco Pichincha	18,51%	La Campiña Forestal	19,57%	La Campiña Forestal	19,33%
La Estancia Forestal	13,31%	Holcim Ecuador	10,73%	Holcim Ecuador	9,51%	Hotel Colón	8,73%
Holcim Ecuador	11,87%	La Estancia Forestal	9,42%	Hotel Colón	8,62%	Corporación Favorita	8,68%
Portafolio 13		Portafolio 14		Portafolio 15		Portafolio 16	
Cervecería Nacional	28,06%	Banco Pichincha	30,61%	Banco Pichincha	33,56%	Banco Pichincha	36,66%
Banco Pichincha	27,56%	Cervecería Nacional	30,48%	Cervecería Nacional	32,80%	Cervecería Nacional	34,99%
La Campiña Forestal	17,49%	La Campiña Forestal	15,48%	La Campiña Forestal	13,46%	La Campiña Forestal	9,90%
Corporación Favorita	8,54%	Corporación Favorita	8,28%	Corporación Favorita	8,01%	Corporación Favorita	7,29%
Hotel Colón	8,39%	Hotel Colón	7,94%	Hotel Colón	7,47%	Hotel Colón	6,47%

Portafolio 17		Portafolio 18		Portafolio 19		Portafolio 20	
Banco Pichincha	39,65%	Banco Pichincha	42,55%	Banco Pichincha	45,40%	Banco Pichincha	48,54%
Cervecería Nacional	37,12%	Cervecería Nacional	39,16%	Cervecería Nacional	41,14%	Cervecería Nacional	42,68%
Corporación Favorita	6,59%	Corporación Favorita	5,91%	Corporación Favorita	5,22%	Banco Guayaquil	4,22%
La Campiña Forestal	6,50%	Banco Guayaquil	4,64%	Banco Guayaquil	4,61%	Corporación Favorita	3,31%
Hotel Colón	5,50%	Hotel Colón	4,59%	Hotel Colón	3,62%	Hotel Colón	1,25%
Portafolio 21		Portafolio 22		Portafolio 23		Portafolio 24	
Banco Pichincha	51,72%	Banco Pichincha	55,89%	Banco Pichincha	60,55%	Banco Pichincha	65,33%
Cervecería Nacional	43,90%	Cervecería Nacional	42,77%	Cervecería Nacional	39,45%	Cervecería Nacional	34,67%
Banco Guayaquil	3,61%	Banco Guayaquil	1,34%				
Corporación Favorita	0,77%						
Portafolio 25		Portafolio 26		Portafolio 27		Portafolio 28	
Banco Pichincha	69,63%	Banco Pichincha	73,62%	Banco Pichincha	77,38%	Banco Pichincha	80,97%
Cervecería Nacional	30,37%	Cervecería Nacional	26,38%	Cervecería Nacional	22,62%	Cervecería Nacional	19,03%
Portafolio 29		Portafolio 30		Portafolio 31		Portafolio 32	
Banco Pichincha	84,43%	Banco Pichincha	87,77%	Banco Pichincha	91,03%	Banco Pichincha	94,21%
Cervecería Nacional	15,57%	Cervecería Nacional	12,23%	Cervecería Nacional	8,97%	Cervecería Nacional	5,79%
Portafolio 33		Portafolio 34 (PMA)					
Banco Pichincha	97,32%	Banco Pichincha	100,00%				
Cervecería Nacional	2,68%						

Los 34 portafolios eficientes del mercado de capitales ecuatoriano; presentan un rango de riesgo que abarca entre el 0,32% hasta el 32,87%, mientras que el rendimiento esperado varía entre el 0,10% hasta el 46,56%.

En relación a la composición de los principales portafolios eficientes; el portafolio PMV presenta una mayor concentración en los emisores “Rio Grande Forestal” y “Unacem Cementos”, los cuales mantienen el menor nivel de riesgo de todos los emisores seleccionados, así como el menor rendimiento esperado.

Al contrario, el portafolio PMAX concentra toda su participación en “Banco Pichincha”, ya que es el emisor con el mayor rendimiento esperado, y su nivel de riesgo, es el mayor frente a todos los demás portafolios que se encuentran a lo largo de la frontera eficiente, es decir, aquel portafolio que maximiza el nivel de riesgo de la frontera eficiente.

El portafolio PRO, demuestra una composición diversificada entre todos los emisores de acciones, lo cual le permite maximizar el ratio de Sharpe en 2,8633, es decir, que por cada uno por ciento de riesgo, el portafolio PRO obtiene 2,86% de rentabilidad. Esta condición particular se representa gráficamente a través del punto de tangencia a la recta de la línea de asignación de capital (LAC), en donde se encuentra el portafolio PRO (ver figura 11), motivo por el cual es considerado “óptimo”, frente a todos los demás portafolios.

Medición del desempeño de los portafolios óptimos de acciones en comparación al rendimiento del mercado de valores ecuatoriano

Los portafolios PMV, PRO y PMAX fueron evaluados durante los meses del año 2018 contra el pronóstico del índice accionario ECUINDEX, el cual representa el desempeño del mercado de valores ecuatoriano en su conjunto, a través del ratio de información. Los rendimientos

mensuales comparativos entre los portafolios y el índice, así como los rendimientos promedio mensuales, riesgos y ratios de información para cada uno de ellos, se encuentran en la tabla 8.

Los resultados obtenidos permiten estimar que el portafolio PRO y PMAX sobrepasará el rendimiento mensual promedio del índice ECUINDEX en 2,24% y 20,62% respectivamente, mientras que el portafolio PMV registrará un rendimiento inferior al índice en 0,92%. En relación al riesgo, el portafolio PMV mantiene el menor nivel de riesgo de todos los portafolios evaluados (incluido el índice). Progresivamente el nivel de riesgo incrementa con el portafolio PRO, hasta que este es maximizado por el portafolio PMAX.

En relación al párrafo anterior, se puede denotar como el portafolio PMV obtiene un ratio de información de -1,3535, por su rendimiento inferior al índice. A su vez, los portafolios PRO y PMAX generan un exceso de rendimiento mensual frente al índice; en 1,8267 y 1,7198 respectivamente, por cada unidad de riesgo.

Es importante denotar que el ratio de información del portafolio PRO es superior al PMAX, a pesar de tener un rendimiento en exceso menor frente al índice, el motivo de esta ocurrencia es la relación óptima que existe entre el nivel de riesgo y rendimiento del portafolio PRO. Además, se puede observar que los portafolios evaluados aumentan progresivamente en su nivel de riesgo y rendimiento, por tal motivo se evidencia el cumplimiento de la condición; de que una inversión más riesgosa demanda un mayor rendimiento, o expresado de otra forma, “a mayor riesgo esperado, mayor rentabilidad”.

Tabla 8

Evaluación del desempeño de los portafolios eficientes del mercado de capitales ecuatoriano, año 2018

Año 2018	PMV	PRO	PMAX	ECUINDEX	PMV - ECU	PRO - ECU	PMAX - ECU
Enero	0,00%	0,90%	0,00%	0,04%	-0,04%	0,86%	-0,04%
Febrero	0,00%	0,58%	0,00%	0,15%	-0,15%	0,43%	-0,15%
Marzo	0,05%	3,97%	23,37%	0,49%	-0,43%	3,48%	22,88%
Abril	0,04%	3,53%	47,39%	0,89%	-0,85%	2,64%	46,50%
Mayo	0,05%	4,51%	27,69%	2,06%	-2,02%	2,45%	25,63%
Junio	0,02%	3,33%	20,33%	1,78%	-1,75%	1,56%	18,56%
Julio	0,05%	3,25%	23,35%	1,86%	-1,81%	1,40%	21,49%
Agosto	0,02%	2,82%	23,37%	1,23%	-1,21%	1,58%	22,13%
Septiembre	0,05%	3,60%	23,37%	1,19%	-1,14%	2,40%	22,18%
Octubre	0,05%	2,56%	23,37%	0,87%	-0,83%	1,69%	22,50%
Noviembre	0,10%	4,74%	23,37%	0,68%	-0,58%	4,05%	22,69%
Diciembre	0,06%	4,60%	23,37%	0,26%	-0,20%	4,34%	23,11%
Rendimiento promedio mensual	0,04%	3,20%	21,58%	0,96%	-0,92%	2,24%	20,62%
Riesgo mensual	0,03%	1,34%	12,28%	0,68%	0,68%	1,23%	11,99%
Ratio de información					-1,3535	1,8267	1,7198

Capítulo 4

Discusión

4.1 Conclusiones

Las arquitecturas de las redes neuronales recurrentes utilizadas para el pronóstico de los precios de cierre y valores mensuales del índice ECUINDEX, se componen de; una capa de entrada, cuatro capas del algoritmo gran memoria de corto plazo con 50 neuronas cada una, regularización dropout sobre el 20,00% de las neuronas de cada capa, gradiente estocástico que busca minimizar la función del error cuadrático medio (función de costo), en 100 iteraciones de un lote variable de 32 precios de cierre (o valores mensuales) cada uno.

Las redes neuronales utilizaron un número variable de datos de entrenamiento, en función de las observaciones recopiladas entre los años 2013 a 2016 para cada emisor. A su vez, se tomaron 244 y 47 datos de prueba respectivamente, mientras que se empleó el 6,10% y 49,49% de los datos totales de entrenamiento como retrasos en el tiempo. De esta forma, las redes neuronales recurrentes pronosticaron 244 precios de cierre diarios para cada emisor de acciones y 13 valores mensuales del índice ECUINDEX.

La resta entre el 100% y el error porcentual absoluto medio permitió cuantificar el grado de acierto en los pronósticos de cada red neuronal, lo cual en promedio se obtuvo el 90,08% de acierto en la predicción de los precios diarios de cierre y valores mensuales del índice (primera serie), y el 99,00% de acierto en la predicción de rendimientos diarios y mensuales (segunda serie), sin considerar en ninguno de los dos casos los valores extremos de errores mayores al 50%.

Existió un valor extremo de error pronosticado en la primera serie, el cual se generó debido a que la red neuronal del emisor predijo en sentido contrario los valores reales de cotización por un acto administrativo extraordinario del emisor. A su vez, existieron dos valores extremos de

errores en los pronósticos de la segunda serie, los cuales permitieron determinar ciertas falencias en las redes neuronales al detectar parcialmente la magnitud de las variaciones extraordinarias que se presentan en una serie temporal, y la necesidad de una cantidad de datos relevante para obtener medidas certeras sobre el grado de acierto y error en sus pronósticos. Finalmente, se pudo ratificar en concordancia con la teoría de los mercados eficientes, que no es posible pronosticar los precios futuros de las acciones en un 100,00% de efectividad, tan solo se pueden apreciar tendencias y patrones que pueden, o no, volverse a repetir en un tiempo futuro.

Se obtuvieron 34 portafolios óptimos de acciones en el mercado de capitales ecuatoriano; a través de la optimización de los pesos de participación de cada uno de los emisores de acciones, en función a las medidas conjuntas del riesgo y rendimiento esperados de cada portafolio. El nivel de riesgo y rendimiento esperado de cada uno de ellos, se encuentra en el rango de 0,32% a 32,88%, y 0,10% a 46,56% respectivamente. La representación gráfica de estos portafolios en un plano cartesiano, permitió obtener la *frontera eficiente*, tal cual señala la teoría moderna del portafolio.

La determinación de 1,205% como la tasa libre de riesgo del Ecuador en el año 2018, permitió calcular el ratio de Sharpe para cada portafolio de la frontera, de tal forma que se obtuvo el portafolio de riesgo óptimo que maximiza este indicador en 2,8633, y que representa aquel portafolio con el mayor nivel de rendimiento en consideración a su riesgo. Gráficamente este portafolio óptimo se lo representa como el punto tangente entre la línea de asignación de capital y la curva de la frontera eficiente.

Finalmente, se evaluó el desempeño de los tres portafolios más importantes, obtenidos a partir de la frontera eficiente, frente al índice bursátil ECUINDEX, utilizando los rendimientos promedios mensuales, riesgos mensuales y ratios de información para los datos pronosticados del año 2018. Esta evaluación permitió determinar que el portafolio de mínima varianza obtendrá

rendimientos inferiores al índice en el año 2018, al contrario del portafolio de riesgo óptimo y de mayor nivel de riesgo para un rendimiento determinado, que superarán los valores esperados de rendimiento del índice en 2,24% y 20,62% respectivamente, lo cual a diferencia del portafolio de mínima varianza, les permitirá obtener ratios de información positivos de 1,8267 y 1,7198 cada uno de ellos. Los valores de riesgo y rendimiento de cada portafolio evaluado, demostraron un principio fundamental en finanzas, el cual consiste en que un mayor rendimiento esperado siempre está atado a un mayor nivel de riesgo.

4.2 Recomendaciones

Se recomienda probar con una nueva arquitectura de red neuronal, o el cambio en alguno(s) de sus parámetros, con el fin de obtener mejores estimaciones de los valores futuros que puedan tomar las acciones, en especial con un modelo que permita identificar con mayor seguridad y certeza las variaciones extraordinarias que se presentan en una serie temporal.

Se recomienda cambiar la medida de cálculo del error de pronóstico, por otra magnitud que permita conocer no solo el error que se presenta en una determinada observación, sino más bien, que reconozca el movimiento de las observaciones en un cierto espacio de tiempo, y en base a ello realice el contraste del ajuste entre los valores reales y pronosticados, con lo cual se obtenga una medida de mayor confiabilidad sobre el grado de acierto y error. Además, es importante considerar que el error porcentual absoluto medio es altamente sensible a los valores reales cercanos a cero, lo cual amplifica en gran medida el nivel de error de un pronóstico que se aleja significativamente de cero.

Se recomienda usar medidas “más robustas” para el cálculo del riesgo del portafolio y de las acciones, tales como el [value at risk], [expected shortfall], entre otras, que permitan conocer la mayor pérdida esperada que puede presentar una acción, o cualquier otro indicador que integre

tanto el riesgo sistemático, como no sistemático, con el objetivo de mejorar la toma de decisiones en la selección y participación de los activos que componen un portafolio financiero.

Finalmente, es importante considerar que el estudio realizado en la presente investigación; analizó cinco años de información histórica, con el objetivo de inferir los movimientos bursátiles del año 2018 en el Ecuador, para a su vez, construir portafolios óptimos de acciones en relación a su riesgo y rendimiento esperado.

Este análisis se lo considera de corto plazo, puesto que sus resultados se aplican a un solo año en particular. Se recomienda realizar estimaciones del comportamiento futuro de los emisores de acciones en el mercado de capitales ecuatoriano con un plazo mayor a un año; bien sea desarrollando un modelo similar al aquí presentado (cambiando ciertas variables), o aplicando otro tipo de modelo, análisis de escenarios, entre otras opciones.

Referencias

- Ang, A. (2014) *Asset management. A systematic approach to factor investing [Administración de activos. Un enfoque sistemático a la inversión en factores]*. Nueva York, NY: Oxford University Press.
- Anghel, D. C. & Ene, A. (2017). The estimation with Artificial Neural Networks of some quality parameters for the surfaces processed by superfinishing [La estimación con Redes Neuronales Artificiales de algunos parámetros de calidad para las superficies procesadas por super-acabado]. *MATEC Web of Conferences*, 112, 3-6. doi: 10.1051/mateconf/201711205001
- Argumedo, E. & Simó, F. (20 de enero de 2018). Las personas invierten más en tres papeles en la bolsa (P. C. González, Entrevistador). *El Comercio*. Recuperado de <https://www.elcomercio.com/actualidad/inversion-papeles-bolsa-mercado-acciones.html>
- Bagherifard, K., Nilashi, M., Ibrahim, O., Janahmadi, N. & Ebrahimi, L. (2012). Comparative study of artificial neural network and ARIMA models in predicting exchange rate [Estudio comparative de una red neuronal artificial y los modelos ARIMA en la predicción de tasas de cambio]. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 4(21), 4397-4403.
- Banco Central del Ecuador. (septiembre de 2018). *Tasas de interés*. Recuperado de <https://www.bce.fin.ec/index.php/component/k2/item/761>
- Benninga, S. (2014). *Financial modeling [Modelado financiero]*. Londres, Inglaterra: The MIT Press.
- Beyhaghi, M. & Hawley, J. (2013). Modern portfolio theory and risk management: assumptions and unintended consequences [Teoría moderna del portafolio y administración del riesgo:

- supuestos y consecuencias imprevistas]. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 3(1), 17-37. doi: 10.1080/20430795.2012.738600.
- Bodie, Z., Kane, A. & Marcus, A. (2014). *Investments [Inversiones]*. Nueva York, NY: McGraw-Hill Education.
- Bolsa de Valores de Guayaquil. (2018). *Al cierre virtual*. Recuperado de <https://www.bolsadevalor.esguayaquil.com/productos/alcierre.asp>
- Bolsa de Valores de Quito. (2017). [Conferencia teórica y práctica sobre la bolsa y su funcionamiento]. Datos duros inéditos.
- Bolsa de Valores de Quito. (2018a). *Informe bursátil mensual sobre las negociaciones a nivel nacional*. Recuperado de <https://www.bolsadequito.com/uploads/estadisticas/boletines/boletines-mensuales/informe-bursatil-mensual.xls>
- Bolsa de Valores de Quito. (2018b). *Precios máximos y mínimos de acciones*. Recuperado de <https://www.bolsadequito.com/uploads/estadisticas/boletines/informacion-continua/maximos-y-minimos.xls>
- Bolsa de Valores de Quito. (s.f.). *Historia institucional*. Recuperado de <https://www.bolsadequito.com/index.php/historia-institucional2>
- Brealey, R. A., Myers, S. C. & Allen, F. (2010). *Principios de finanzas corporativas*. México, D.F., México: McGraw-Hill/Interamericana Editores.
- Brull, H. R. (2007). Glosario que se utiliza en el mercado de capitales. En *El mercado de capitales globalizado al alcance de todos* (pp. 211-230). Buenos Aires, Argentina: Editorial Dunken.
- Buduma, N. & Lacascio, N. (2017). *Fundamentals of deep learning [Fundamentos de aprendizaje profundo]*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, Inc.

- Castillo, N. V. (2015). Técnicas de Machine Learning para el Post-Proceso de la predicción de la Irradiancia (Tesis de maestría). Recuperado de [http://masteres.ugr.es/moea/pages/curso201415/tfm1415/tfm_castillo_gonzalez_nuriav/!](http://masteres.ugr.es/moea/pages/curso201415/tfm1415/tfm_castillo_gonzalez_nuriav/)
- Ciaburro, G. & Venkateswaran, B. (2017). *Neural networks with R [Redes neuronales con R]*. Birmingham, Reino Unido: Packt Publishing Ltd.
- Damodaran, A. (2016). *Discount rate basics. The risk free rate. [Conceptos básicos de las tasas de descuento. La tasa libre de riesgo]*. Recuperado de <https://slideplayer.com/slide/9961470/>
- Damodaran, A. (2018). *Country Default Spreads and Risk Premiums [Spread de default y premio al riesgo de los países]*. Recuperado de http://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/New_Home_Page/datafile/ctryprem.html
- Deloche, F. (19 de junio de 2017). *Recurrent neural network unfold [Red neuronal recurrente desplegada]*. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Recurrent_neural_network_unfold.svg
- Deloche, F. (20 de junio de 2017). *Long Short-Term Memory [Gran Memoria de Corto Plazo]*. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Long_Short-Term_Memory.svg
- De la Torre, C. A. (02 de octubre de 2018). *Entrevista al Economista Carlos A. de la Torre /Entrevistador: Jorge A. Ponce*. Universidad UTE.
- El-Khamisy, N. & Morsi, A. (2016). Artificial neural networks in data mining [Redes neuronales artificiales en la minería de datos]. *IOSR Journal of Computer Engineering*, 18(6), 55-59.
- Fabozzi, F. J., Gupta, F. & Markowitz, H. M. (2002). The legacy of modern portfolio theory [El legado de la teoría moderna del portafolio]. *The Journal of Investing*, 11(3), 7-22. doi: 10.3905/joi.2002.319510

- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work [Mercados de capitales eficientes: una revisión de la teoría y el trabajo empírico]. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Geek3. (2008). *Hyperbolic Tangent [Tangente Hiperbólica]*. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Hyperbolic_Tangent.svg
- Gitman, L. J. & Joehnk, M. (2009). *Fundamentos de inversiones*. Naucalpan de Juárez, México: Pearson Educación.
- Gitman, L. J. & Zutter, C. J. (2012). *Principios de administración financiera*. Naucalpan de Juárez, México: Pearson Educación.
- Glorot, X., Bordes, A. & Bengio, Y. (2011). Deep sparse rectifier neural networks [Redes neuronales de rectificadores de dispersión profunda]. Trabajo presentado en Proceedings of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS), Fort Lauderdale, FL.
- Goel, S., Poovathingal, B. & Kumari, N. (2016). Applications of neural networks in stock market prediction [Aplicaciones de las redes neuronales en la predicción del mercado de acciones]. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 3(5), 2192-2197.
- Goodfellow, I., Bengio, Y. & Courville, A. (2016). *Deep learning [Aprendizaje profundo]*. MIT Press. Recuperado de <https://www.deeplearningbook.org/>
- Greff, K., Srivastava, R. K., Koutník, J., Steunebrink, B. R. & Schmidhuber, J. (2017). LSTM: A search space odyssey [LSTM: Una odisea de búsqueda en el espacio]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(10), 2222-2232. doi: 10.1109/TNNLS.2016.2582924

- Hakimpoor, H., Arshad, K., Tat, H., Khani, N. & Rahmandoust, M. (2011). Artificial neural networks' applications in management [Aplicación de las redes neuronales artificiales en la administración]. *World Applied Sciences Journal*, 14(7), 1008-1019.
- Hawkins, D. M. (2004). The problem of overfitting [El problema del sobreajuste]. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 44, 1-12. doi: 10.1021/ci0342472
- Haykin, S. (2009). *Neural networks and learning machines [Redes neuronales y aprendizaje automático]*. New Jersey, NJ: Pearson Education.
- Hernández, L. (2006). Introducción a las redes neuronales artificiales. En *Predicción y optimización de emisores y consumo mediante redes neuronales en motores diésel* (pp. 45-90). Barcelona, España: Editorial Reverté.
- Hui, C. (2011). *Artificial neural networks – Application [Redes neuronales artificiales – Aplicación]*. Rijeka, Croatia: InTech.
- Isasi, P. & Galván, I. M. (2004). *Redes de neuronas artificiales. Un enfoque práctico*. Madrid, España: Pearson Educación.
- Izaurieta, F. & Saavedra, C. (s.f.). Redes neuronales artificiales. Recuperado de <http://www.uta.cl/charlas/volumen16/Indice/Ch-csaavedra.pdf>
- Larsen, J. (1999). *Introduction to artificial neural networks [Introducción a las redes neuronales artificiales]*. Recuperado de http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/edoc_download.php/2443/pdf/
- Lewis, N. D. (2015) *Build your own neural network today [Construye tu propia red neuronal hoy]*. CreateSpace Independent Publishing Platform.
- Lewis, N. D. (2017). *Neural networks for time series forecasting with R [Redes neuronales para el pronóstico de series temporales con R]*. CreateSpace Independent Publishing Platform.

- Libbin, J., Kohler, J. & Hawkes, J. (2004) Does modern portfolio theory apply to agricultural land ownership? Concepts for farmers and farm managers [¿Se aplica la teoría moderna del portafolio a la propiedad de la tierra agrícola? Conceptos para agricultores y administradores de fincas]. *Journal of the ASFMRA*.
- Mangram, M. E. (2013). A simplified perspective of the Markowitz portfolio theory [Una perspectiva simplificada de la teoría del portafolio de Markowitz]. *Global Journal of Business Research*, 7(1), 59-70.
- Mansini, R., Ogryczak, W. & Speranza, M. G. (2015). *Linear and mixed integer programming for portfolio optimization [Programación de números enteros lineales y mixtos para la optimización de portafolios]*. Suiza: Springer International Publishing Switzerland. doi 10.1007/978-3-319-18482-1
- Markets Insider. (2018). *Ecuador, RepublikDL-Notes 2018(18/28) Reg.S*. Recuperado de https://markets.businessinsider.com/bonds/ecuador-_republikdl-notes_201818-28_reg-bond-028-xs1755429732
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection [Selección del portafolio]. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Martin, J. L. & Trujillo, A. (2004). Descripción y características de los mercados financieros. En *Manual de mercados financieros* (pp. 1-32). Madrid, España: Paraninfo.
- Marty, W. (2015). *Portfolio analytics. An introduction to return and risk measurement [Análisis de portafolio. Introducción a la medición del rendimiento y del riesgo]*. Suiza: Springer International Publishing Switzerland. doi: 10.1007/978-3-319-19812-5
- Mathivet, V. (2015). Redes neuronales. En *Inteligencia artificial para desarrolladores. Conceptos e implementación en C#* (pp. 423-466). Barcelona, España: Ediciones ENI.

- McEvoy, P. (20 de marzo de 2017). La bolsa de valores un cisne en el mundo pero patito feo en Ecuador (L. Zambrano, Entrevistador). *Expreso*. Recuperado de <https://www.expreso.ec/vivir/la-bolsa-de-valores-un-cisne-en-el-mundo-pero-patito-feo-en-ecuador-KA1174792>
- Ming, J. (2016). *Postmodern portfolio theory [Teoría post-moderna del portafolio]*. Nueva York, NY: Palgrave Macmillan.
- Moody's. (2018). *Government of Ecuador – B3 Stable: Regular update [Gobierno de Ecuador – B3 Estable: Actualización regular]*. Recuperado de <https://www.moody.com/credit-ratings/Ecuador-Government-of-credit-rating-600023694>
- Munasca. (31 de mayo de 2015). *Capital market line of CAPM [Línea de asignación del capital del CAPM]*. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Capital_market_line_of_CAPM.svg
- Pascanu, R., Mikolov, T. & Bengio, Y. (2013). On the difficulty of training recurrent neural networks [Sobre la dificultad de entrenar redes neuronales recurrentes]. Trabajo presentado en Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning, Atlanta, GA.
- Patchett, E. & Horgan, J. (enero, 2011). A contemporary view of portfolio risk and diversification [Una vista contemporánea al riesgo del portafolio y la diversificación]. *Benefits Magazine*.
- Pazmiño, J. (10 de octubre de 2017). El negocio bursátil solo creció 3% en 23 años en el país (Redacción Economía, Entrevistador). *El Telégrafo*. Recuperado de <https://www.eltelgrafo.com.ec/noticias/economia/4/el-negocio-bursatil-solo-crecio-3-en-23-anos-en-el-pais>
- Põldaru, R., Roots, J. & Viira, A. (2005). Artificial neural network as an alternative to multiple regression analysis for estimating the parameters of econometric models [Redes neuronales artificiales como una alternativa al análisis de regresión múltiple para la estimación de parámetros en modelos econométricos]. *Agronomy Research*, 3(2), 177-187.

- Prowse, R. (1988). The trade-off decision. Is mpt the actuary's answer? [La decisión de la transacción. ¿Es mpt la respuesta del actuario?]. Recuperado de https://www.finsia.com/docs/default-source/jassa-new/jassa-1988/the-trade-off-decision.pdf?sfvrsn=feabb393_2
- Qef. (02 de julio de 2008). *Logistic curve [Curva logística]*. Recuperado de <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Logistic-curve.svg>
- Rani, A. (2012). The modern portfolio theory as an investment decision tool [La teoría moderna del portafolio como herramienta para la toma de decisiones de inversión]. *International Journal of Management Research and Review*, 2(7), 1164-1172.
- Reilly, F. K. & Brown, K. C. (2012). *Investment analysis & portfolio management [Análisis de inversiones y administración de portafolio]*. Mason, OH: South-Western Cengage Learning.
- Ross, S. A., Westerfield, R. W. & Jaffe, F. (2012). *Finanzas corporativas*. México, D.F., México McGraw-Hill/Interamericana Editores.
- Safari, P. (2013). *Deep learning for sequential pattern recognition [Aprendizaje profundo para el reconocimiento de patrones secuenciales]* (Tesis de maestría). Recuperado de <https://pdfs.semanticscholar.org/05a1/5eb25b90679bb8337aa1c10e34e567a17112.pdf>
- Superintendencia de Bancos del Ecuador. (2017a). *Comportamiento financiero: sistema de bancos privados*. Recuperado de http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portal estudios/wp-content/uploads/sites/4/downloads/2018/01/AT_BP_dic_2017.pdf
- Superintendencia de Bancos del Ecuador. (2017b). *Banco Solidario autorización para el ejercicio de actividades financieras*. Recuperado de https://www.superbancos.gob.ec/bancos/wp-content/uploads/downloads/2017/05/resol_SB-2017-391.pdf

- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador. (2017). *Informe de Rendición de Cuentas 2017*. Recuperado de <https://portal.supercias.gob.ec/wps/RendicionCuentas2017/InformeRendicionCuentas2017.pdf>
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador. (2018). *Portal de información – Catastro público del mercado de valores*. Recuperado de http://appscvsmovil.supercias.gob.ec/portalInformacion/mercado_valores.zul
- Van Horne, J. C. & Wachowicz, J. M. (2010). *Fundamentos de administración financiera*. Naucalpan de Juárez, México: Pearson Educación.
- Vander, J. H. (2010). Principles for lifetime portfolio selection: lessons from portfolio theory [Principios para la selección de portafolios durante toda la vida: lecciones de la teoría del portafolio]. En *Handbook of portfolio construction [Manual de construcción de portafolios]* (pp. 153-178). Nueva York, NY: Springer Science+Business Media, LLC.
- Varian, H. (1993). A portfolio of Nobel laureates: Markowitz, Miller and Sharpe [Un portafolio de premios Nobel: Markowitz, Miller and Sharpe]. *Journal of Economic Perspectives*, 7(1), 159-169.
- Wójcicka, A. (2017). Neural networks in credit risk classification of companies in the construction sector [Redes neuronales en la clasificación del riesgo de crédito de las compañías del sector de la construcción]. *Economic Research in Finance*, 2, 63-77.
- Yao, J. T. & Tan, C. L. (2001). Guidelines for financial forecasting with neural networks [Pautas para el pronóstico financiero con redes neuronales]. Trabajo presentado en Proceedings of International Conference on Neural Information Processing, Shanghai, China.

Anexos**Anexo 1. Listado de emisores de acciones seleccionados y observaciones recopiladas**

Tabla A1

Listado de emisores de acciones seleccionados y observaciones recopiladas

Nombre del emisor	Período	Período
	2013 - 2017	Enero - Junio 2018
Alicosta BK Holding	1228	122
Banco Bolivariano	1228	122
Banco Guayaquil	1228	122
Banco Pichincha	1228	122
Banco Solidario	1220	122
Cerro Alto Forestal	1228	122
Cerro Verde Forestal	1228	122
Cervecería Nacional	1228	122
Conclina	1214	122
Corporación Favorita	1228	122
Cridesa	1228	122
CTH	492	122
ECUINDEX	60	6
El Refugio Forestal	1228	122
El Sendero Forestal	1228	122
El Tecal	1228	122
Holcim Ecuador	1228	122
Holding Tonicorp	1228	122
Hotel Colón	1228	122
Industrias Ales	1217	122
Inversancarlos	1228	122
La Campiña Forestal	1228	122
La Colina Forestal	1228	122
La Cumbre Forestal	1165	122
La Estancia Forestal	1228	122

La Reserva Forestal	1228	122
La Sabana Forestal	1228	122
La Vanguardia Forestal	920	122
Meriza	1228	122
Produbanco	1228	122
Retratorec	1228	122
Rio Congo Forestal	1228	122
Rio Grande Forestal	663	122
San Carlos	1228	122
Superdeporte	1022	122
Unacem Cementos	397	122

Anexo 2. Rendimiento y riesgo anual para cada emisor de acciones

Tabla A2

Rendimiento y riesgo anual para cada emisor de acciones

Nombre del emisor	Rendimiento anual esperado	Riesgo anual
Alicosta BK Holding	-3,61%	7,75%
Banco Bolivariano	4,88%	13,69%
Banco Guayaquil	20,05%	40,68%
Banco Pichincha	46,56%	32,87%
Banco Solidario	-88,96%	37,25%
Cerro Alto Forestal	0,02%	9,52%
Cerro Verde Forestal	1,35%	5,41%
Cervecería Nacional	30,02%	23,75%
Conclina	5,09%	17,19%
Corporación Favorita	17,11%	24,01%
Cridesa	3,40%	14,52%
CTH	0,00%	16,40%
El Refugio Forestal	4,02%	9,42%
El Sendero Forestal	5,18%	9,58%
El Tecal	3,12%	4,11%
Holcim Ecuador	12,75%	15,10%
Holding Tonicorp	-1,78%	11,63%
Hotel Colón	16,37%	22,62%
Industrias Ales	-17,13%	24,97%
Inversancarlos	8,67%	18,04%
La Campiña Forestal	15,15%	13,69%
La Colina Forestal	6,23%	8,10%
La Cumbre Forestal	3,18%	6,48%
La Estancia Forestal	10,34%	11,25%
La Reserva Forestal	0,73%	6,76%
La Sabana Forestal	0,02%	8,13%
La Vanguardia Forestal	0,96%	6,25%

Meriza	0,02%	5,92%
Produbanco	-10,91%	33,09%
Retratorec	2,64%	4,96%
Rio Congo Forestal	2,17%	3,03%
Rio Grande Forestal	-0,03%	0,47%
San Carlos	-1,98%	21,43%
Superdeporte	0,71%	10,48%
Unacem Cementos	0,00%	0,46%

Anexo 3. Matriz de covarianzas de los rendimientos diarios (2013 – 2017)

Tabla A3

Matriz de covarianzas de los rendimientos diarios (2013 – 2017)

Nombre del emisor	Alicosta BK Holding	Banco Bolivariano	Banco Guayaquil	Banco Pichincha	Banco Solidario	Cerro Alto Forestal	Cerro Verde Forestal	Cervecería Nacional
Alicosta BK Holding	2E-05							
Banco Bolivariano	-3E-08	8E-05						
Banco Guayaquil	2E-06	4E-05	7E-04					
Banco Pichincha	-8E-07	7E-07	-7E-06	4E-04				
Banco Solidario	-8E-08	-1E-07	-3E-07	9E-06	6E-04			
Cerro Alto Forestal	2E-08	4E-08	8E-08	7E-08	9E-08	4E-05		
Cerro Verde Forestal	2E-08	5E-08	9E-08	1E-07	1E-07	-3E-08	1E-05	
Cervecería Nacional	-4E-08	-5E-06	-1E-05	8E-07	4E-07	-1E-07	-3E-06	2E-04
Conclina	-1E-08	3E-06	-4E-08	8E-07	-5E-08	2E-08	2E-08	7E-08
Corporación Favorita	-8E-09	-5E-06	-5E-07	5E-06	-4E-06	1E-07	-2E-07	7E-06
Cridesa	-4E-08	-8E-08	-2E-07	-1E-06	-2E-07	5E-08	6E-08	2E-07
CTH	-2E-07	-2E-07	1E-08	-1E-07	-5E-07	1E-07	8E-08	5E-07
El Refugio Forestal	4E-08	7E-08	1E-07	1E-07	2E-07	-4E-08	2E-05	-2E-07
El Sendero Forestal	3E-08	6E-08	1E-07	-1E-05	1E-07	1E-05	-4E-08	-2E-07
El Tecal	2E-08	3E-08	6E-08	5E-08	7E-08	4E-07	-2E-08	-9E-08
Holcim Ecuador	-6E-07	-2E-05	-3E-05	-4E-07	4E-08	-1E-08	-1E-08	4E-06

Nota: Las covarianzas entre pares de acciones están expresadas en notación científica. La matriz total de covarianzas fue utilizada en los cálculos del portafolio, sin embargo, aquí se presenta una matriz reducida por la relación entre el espacio disponible de texto y el tamaño total.

Anexo 4. Matriz de correlaciones de los rendimientos diarios (2013 – 2017)

Tabla A4

Matriz de correlaciones de los rendimientos diarios (2013 – 2017)

Nombre del emisor	Alicosta BK Holding	Banco Bolivariano	Banco Guayaquil	Banco Pichincha	Banco Solidario	Cerro Alto Forestal	Cerro Verde Forestal	Cervecería Nacional
Alicosta BK Holding	1,00000							
Banco Bolivariano	-0,00079	1,00000						
Banco Guayaquil	0,01520	0,17571	1,00000					
Banco Pichincha	-0,00723	0,00358	-0,01272	1,00000				
Banco Solidario	-0,00065	-0,00070	-0,00042	0,01861	1,00000			
Cerro Alto Forestal	0,00069	0,00074	0,00047	0,00054	0,00061	1,00000		
Cerro Verde Forestal	0,00142	0,00153	0,00097	0,00148	0,00126	-0,00134	1,00000	
Cervecería Nacional	-0,00054	-0,03842	-0,02739	0,00244	0,00116	-0,00122	-0,05625	1,00000
Conclina	-0,00022	0,03080	-0,00014	0,00333	-0,00019	0,00031	0,00042	0,00039
Corporación Favorita	-0,00010	-0,03437	-0,00117	0,01453	-0,00996	0,00137	-0,00422	0,02837
Cridesa	-0,00092	-0,00099	-0,00063	-0,00590	-0,00081	0,00087	0,00177	0,00162
CTH	-0,00227	-0,00164	0,00004	-0,00042	-0,00150	0,00262	0,00304	0,00210
El Refugio Forestal	0,00117	0,00126	0,00080	0,00091	0,00104	-0,00110	0,77259	-0,00206
El Sendero Forestal	0,00096	0,00103	0,00066	-0,10579	0,00085	0,30073	-0,00186	-0,00169
El Tecal	0,00127	0,00136	0,00087	0,00098	0,00113	0,02596	-0,00245	-0,00223
Holcim Ecuador	-0,01263	-0,17873	-0,13842	-0,00198	0,00018	-0,00019	-0,00039	0,02868

Nota: La matriz total de correlaciones fue utilizada en los cálculos del portafolio, sin embargo, aquí se presenta una matriz reducida por la relación entre el espacio disponible de texto y el tamaño total.

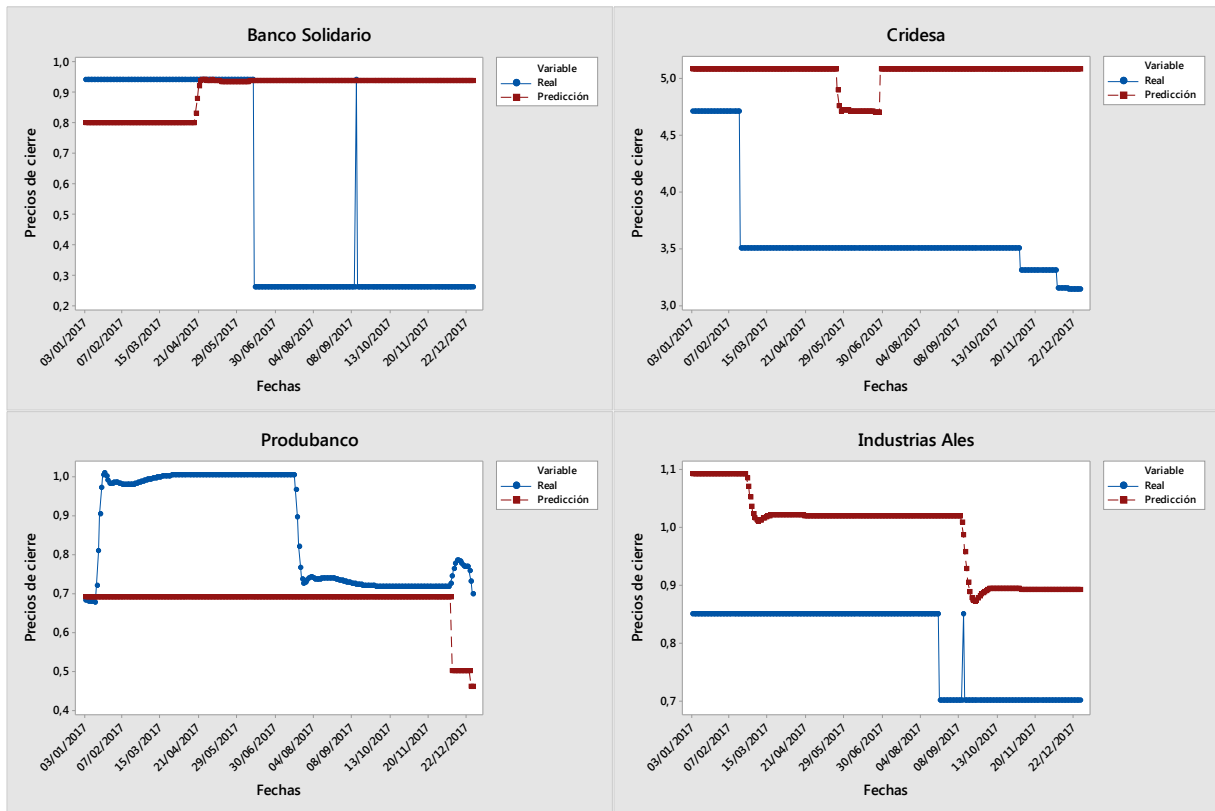
Anexo 5. Medición del grado de error de los pronósticos de las redes neuronales recurrentes frente a los datos reales de cotización de las acciones durante el período 2012 – 2017

Tabla A5

Medición del grado de error en las predicciones de las redes neuronales recurrentes (período 2012 – 2017)

Nombre del emisor	EPAM		EPAM	
	Precios diarios de cierre - Valores mensuales (índice)	Número de observaciones	Rendimientos diarios (acciones) y mensuales (índice)	Número de observaciones
Alicosta BK Holding	11,57%	244	0,41%	243
Banco Bolivariano	16,81%	244	1,65%	243
Banco Guayaquil	11,14%	244	3,70%	243
Banco Pichincha	16,04%	244	1,11%	243
Banco Solidario	150,92%	244	1,23%	243
Cerro Alto Forestal	12,46%	244	0,00%	243
Cerro Verde Forestal	1,90%	244	0,41%	243
Cervecería Nacional	15,39%	244	5,84%	243
Conclina	12,88%	244	0,00%	243
Corporación Favorita	15,22%	244	59,12%	243
Cridesa	41,18%	244	1,65%	243
ECUINDEX	5,39%	12	1831,48%	12
El Refugio Forestal	3,48%	244	0,41%	243
El Sendero Forestal	7,19%	244	0,41%	243
El Tecal	1,40%	244	0,41%	243
Holcim Ecuador	8,13%	244	39,33%	243
Holdings Tonicorp	15,62%	244	0,41%	243
Hotel Colón	1,90%	244	0,41%	243
Industrias Ales	24,92%	244	1,20%	243
Inversancarlos	8,77%	244	0,41%	243
La Campiña Forestal	10,91%	244	2,06%	243
La Colina Forestal	4,12%	244	1,23%	243

La Estancia Forestal	12,76%	244	0,41%	243
La Reserva Forestal	1,47%	244	0,41%	243
La Sabana Forestal	8,91%	244	0,00%	243
Meriza	3,12%	244	1,23%	243
Produbanco	28,00%	244	0,65%	243
Retratorec	0,04%	244	0,00%	243
Rio Congo Forestal	1,99%	244	0,41%	243
San Carlos	13,25%	244	4,94%	243
Superdeporte	8,79%	244	0,00%	243



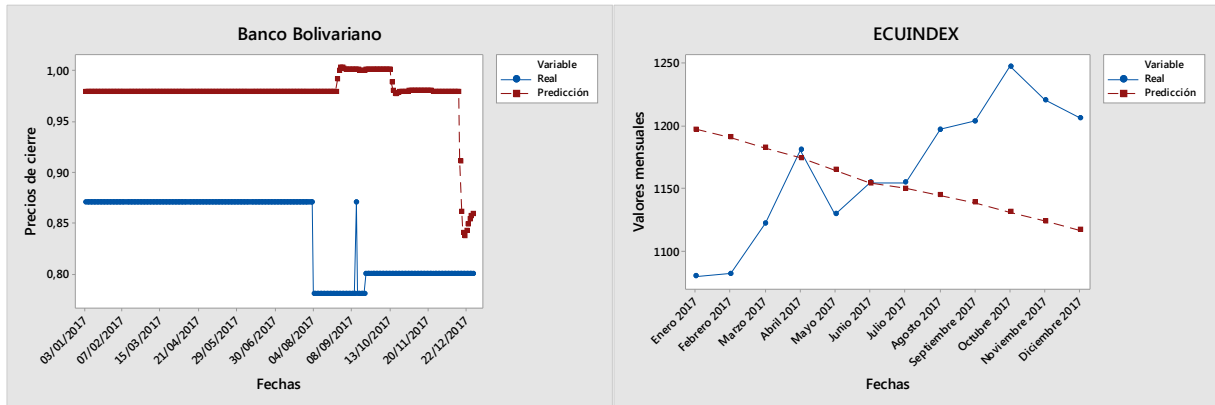
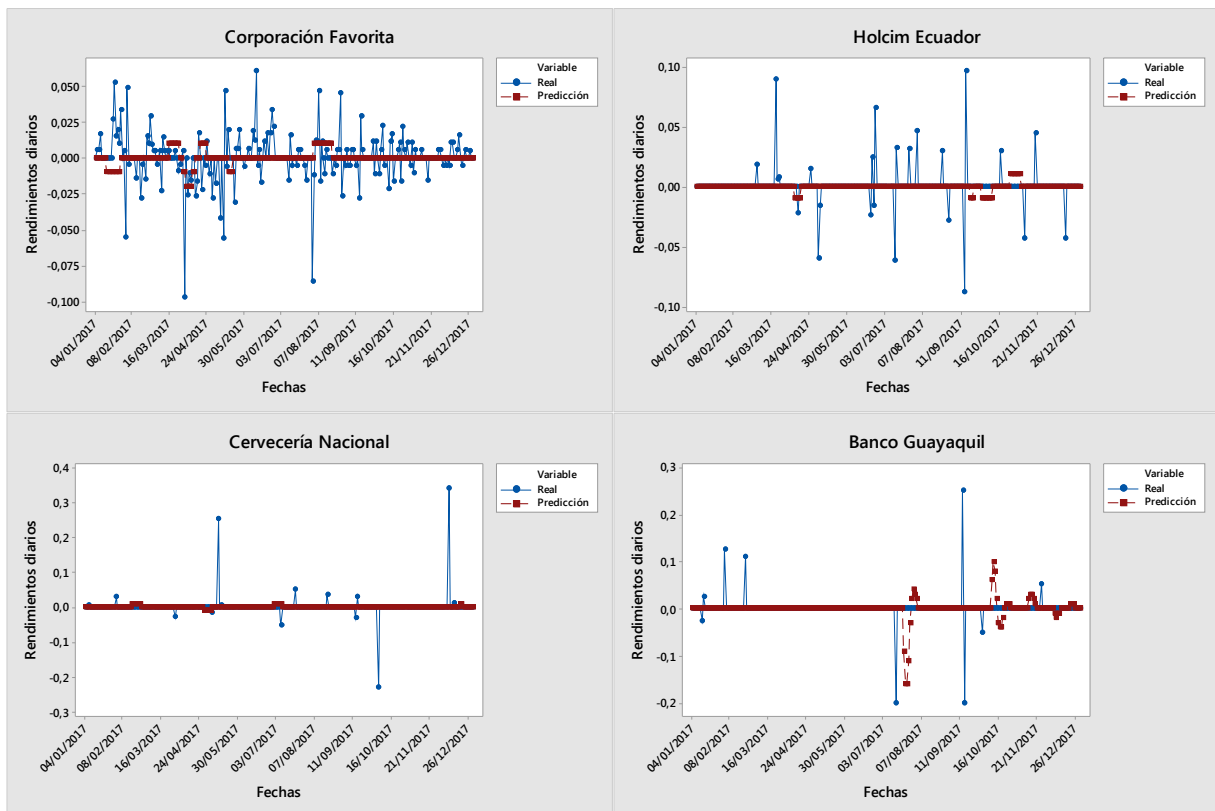


Figura A1. Gráfica de series de tiempo para los precios de cierre y valores mensuales de los emisores de acciones y el índice ECUINDEX respectivamente, durante el período enero a diciembre 2017. Los valores reales se encuentran en color azul, mientras que aquellos pronosticados se representan a través del color rojo. Elaboración propia a partir de los datos obtenidos en “Al cierre virtual,” por Bolsa de Valores de Guayaquil, 2018. Recuperado de <https://www.bolsadevaloresguayaquil.com/productos/alcierre.asp>; “Informe bursátil mensual sobre las negociaciones a nivel nacional,” por Bolsa de Valores de Quito, 2018a. Recuperado de <https://www.bolsadequito.com/uploads/estadisticas/boletines/boletines-mensuales/informe-bursatil-mensual.xls>



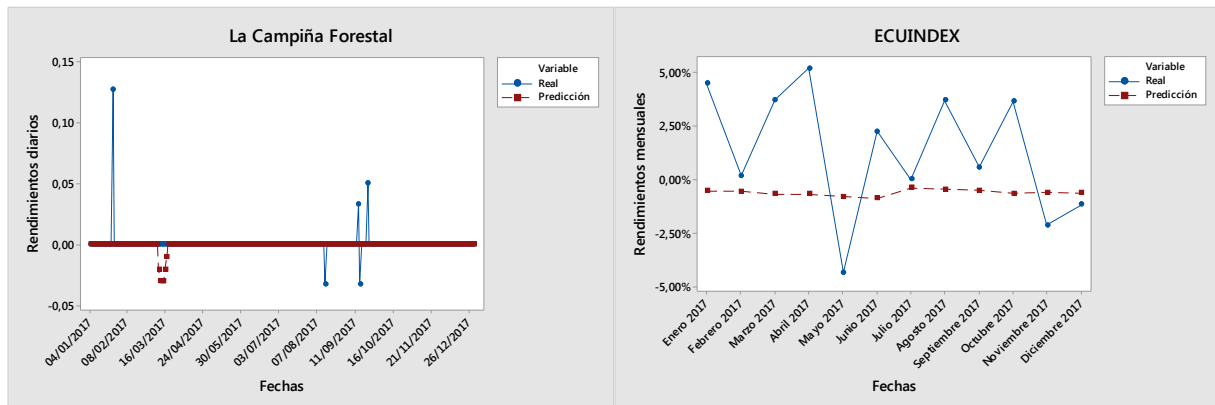


Figura A2. Gráfica de series de tiempo para los rendimientos diarios y mensuales de los emisores de acciones y el índice ECUINDEX respectivamente, durante el período enero a diciembre 2017. Los valores reales se encuentran en color azul, mientras que aquellos pronosticados se representan a través del color rojo. Elaboración propia a partir de los datos obtenidos en “Al cierre virtual,” por Bolsa de Valores de Guayaquil, 2018. Recuperado de <https://www.bolsadevaloresguayaquil.com/productos/alcierrre.asp>; “Informe bursátil mensual sobre las negociaciones a nivel nacional,” por Bolsa de Valores de Quito, 2018a. Recuperado de <https://www.bolsadequito.com/uploads/estadisticas/boletines/boletines-mensuales/informe-bursatil-mensual.xls>

Anexo 6. Composición de los 34 portafolios eficientes del mercado de capitales ecuatoriano, año 2018

Tabla A6

Composición de los 34 portafolios eficientes del mercado de capitales ecuatoriano, año 2018

	Portafolio 1 (PMV)	Portafolio 2	Portafolio 3	Portafolio 4 (PRO)	Portafolio 5	Portafolio 6	Portafolio 7	Portafolio 8	Portafolio 9
Alicosta BK Holding	0,15%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Banco Bolivariano	0,05%	0,79%	1,58%	2,12%	2,35%	2,35%	1,76%	0,12%	0,00%
Banco Guayaquil	0,01%	0,34%	0,72%	1,18%	1,65%	2,11%	2,57%	3,01%	3,42%
Banco Pichincha	0,01%	1,25%	2,59%	4,31%	6,22%	8,14%	10,26%	12,70%	15,30%
Banco Solidario	0,01%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Cerro Alto Forestal	0,10%	0,15%	0,03%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Cerro Verde Forestal	0,34%	1,89%	2,84%	1,23%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Cervecería Nacional	0,02%	1,55%	3,21%	5,25%	7,52%	9,73%	12,09%	14,67%	17,33%
Conclina	0,03%	0,51%	1,05%	1,42%	1,59%	1,63%	1,28%	0,32%	0,00%
Corporación Favorita	0,02%	0,87%	1,79%	2,88%	3,97%	5,02%	6,03%	6,95%	7,76%
Cridesa	0,05%	0,54%	0,98%	1,17%	1,02%	0,69%	0,00%	0,00%	0,00%
CTH	0,03%	0,01%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
El Refugio Forestal	0,10%	1,47%	2,74%	3,43%	3,46%	2,99%	1,10%	0,00%	0,00%
El Sendero Forestal	0,10%	1,62%	3,40%	4,60%	5,24%	5,44%	4,30%	0,76%	0,00%
El Tecal	0,54%	5,93%	11,18%	12,89%	10,25%	5,21%	0,00%	0,00%	0,00%
Holcim Ecuador	0,04%	1,68%	3,38%	5,28%	7,15%	8,86%	10,34%	11,45%	11,87%
Holding Tonicorp	0,08%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Hotel Colón	0,02%	0,94%	1,93%	3,07%	4,25%	5,36%	6,47%	7,37%	8,15%
Industrias Ales	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Inversancarlos	0,03%	0,79%	1,61%	2,41%	3,11%	3,71%	4,01%	3,90%	3,10%
La Campiña Forestal	0,05%	2,24%	4,87%	7,73%	10,62%	13,36%	15,90%	17,95%	19,58%
La Colina Forestal	0,14%	2,97%	5,72%	8,14%	9,81%	10,83%	10,19%	6,60%	0,18%
La Cumbre Forestal	0,22%	2,36%	4,59%	5,32%	4,37%	2,41%	0,00%	0,00%	0,00%
La Estancia Forestal	0,07%	2,34%	4,92%	7,51%	9,96%	12,14%	13,69%	14,21%	13,31%

	Portafolio 19	Portafolio 20	Portafolio 21	Portafolio 22	Portafolio 23	Portafolio 24	Portafolio 25	Portafolio 26	Portafolio 27	
La Reserva Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
La Sabana Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
La Vanguardia Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
Meriza	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
Produbanco	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
Retratorec	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
Rio Congo Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
Rio Grande Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
San Carlos	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
Superdeporte	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
Unacem Cementos	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	
Sumatoria	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	
	Portafolio 28	Portafolio 29	Portafolio 30	Portafolio 31	Portafolio 32	Portafolio 33	Portafolio 34 (PMAX)			
La Reserva Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
La Sabana Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
La Vanguardia Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
Meriza	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
Produbanco	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
Retratorec	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
Rio Congo Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
Rio Grande Forestal	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
San Carlos	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
Superdeporte	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
Unacem Cementos	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
Sumatoria	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%		