



ESTRUCTURACIÓN DE PORTAFOLIOS MEDIANTE EL USO DE REDES NEURONALES: UN COMPARATIVO DE LA RENTABILIDAD FRENTE A LOS MÉTODOS TRADICIONALES.

Mayo 17 de 2019

Nicolás Mancilla Martínez ^{1/}
nmancilla200@unab.edu.co

María Jose Muñoz Arciniegas ^{2/}
Mmunoz697@unab.edu.co

Mayra Alexandra Sánchez Carvajal ^{3/}
Msanchez340@unab.edu.co

Resumen

La inteligencia artificial se ha convertido en una herramienta de gran utilidad en diferentes áreas del conocimiento y, en el ámbito financiero, no ha sido la excepción. Su creciente aceptación y empleabilidad demuestra que produce resultados satisfactorios. Por esta razón, en el presente artículo se pretende dar solución a problemas financieros mediante uno de los métodos más conocidos de inteligencia artificial: las redes neuronales artificiales (RNA), haciendo uso del software MATLAB. Con la implementación de esta, se busca minimizar el error al momento de pronosticar el precio de las acciones que componen el índice de alta bursatilidad publicado por la Superintendencia Financiera de Colombia, usando una red neuronal autorregresiva, entrenada con el algoritmo de Gradiente Conjugado Escalonado, y asimismo estructurar un portafolio de inversión compuesto por el pronóstico de estos activos. El objetivo principal es comparar la rentabilidad obtenida siguiendo la metodología propuesta en el presente artículo, con otros métodos de estructuración de portafolios, como el de media-varianza y CAPM. Los resultados obtenidos demuestran que la metodología propuesta de RNA genera mayores rentabilidades que los otros métodos de estructuración tradicionales.

Palabras claves: Redes neuronales, pronóstico, portafolio, rentabilidad

Clasificación JEL: C45, C53, G11

^{1/} Estudiante de Economía e Ingeniería Financiera de la Universidad Autónoma de Bucaramanga, UNAB.

^{2/} Estudiante Ingeniería Financiera de la Universidad Autónoma de Bucaramanga, UNAB.

^{3/} Estudiante Ingeniería Financiera de la Universidad Autónoma de Bucaramanga, UNAB
Director Msc. Cristhian Andrés Vesga Bermejo , Codirector Msc. Víctor Ángel Ardila Acuña



PORTFOLIO SELECTION USING NEURAL NETWORKS: A COMPARISON OF RETURNS WITH TRADITIONAL METHODS

May 17, 2019

Nicolás Mancilla Martínez ^{4/}

nmancilla200@unab.edu.co

María Jose Muñoz Arciniegas ^{5/}

Mmunoz697@unab.edu.co

Mayra Alexandra Sánchez Carvajal ^{6/}

Msanchez340@unab.edu.co

Abstract

Artificial intelligence has become a very useful tool in different areas of knowledge, and in the financial area, it has not been the exception. Its growing acceptance and employability show that it produces satisfactory results. For this reason, this article tries to solve financial problems using one of the best known methods of artificial intelligence: artificial neural networks (ANNs), using MATLAB software. With this implementation, the purpose is to minimize the error at the moment of predicting the price of the shares that compose the index of high marketability published by the Superintendencia Financiera de Colombia, using an autoregressive neural network, trained with the algorithm of Scaled Conjugate Gradient, and also to structure an investment portfolio composed by the forecast of these shares. The main objective is to compare the return obtained following the methodology proposed in this article, with other methods of portfolio selection, such as media-variance and CAPM. The obtained results showed that the proposed ANN methodology generates higher returns than other traditional structuring methods.

Key words: Neural Network, forecast, portfolio, return

JEL Classification: C45, C53, G11

^{4/} Student of Economics and Financial Engineering of the Autonomous University of Bucaramanga, UNAB.

^{5/} Student of Financial Engineering of the Autonomous University of Bucaramanga, UNAB.

^{6/} Student of Financial Engineering of the Autonomous University of Bucaramanga, UNAB.
Director Msc. Cristhian Andrés Vesga Bermejo, Codirector Msc. Víctor Ángel Ardila Acuña



1. Introducción

El mercado de valores es un lugar mediante el cual los inversionistas pueden realizar diferentes estrategias con el fin de lograr una rentabilidad sobre su capital invertido, adoptando a su paso metodologías que les permitan obtener mejores resultados y mayor seguridad al momento de tomar sus decisiones de inversión. Para esto, se han desarrollado modelos tales como el de media-varianza de Markowitz (1952) y CAPM (1964), entre otros, los cuales enfocan sus estudios en la diversificación para estructurar portafolios de inversión, permitiendo a los inversionistas adecuar sus estrategias según sus expectativas y perfil de riesgo.

Sin embargo, el grado de incertidumbre dificulta administrar de manera óptima los recursos para la estructuración de los portafolios, haciendo necesaria la implementación de nuevas metodologías que implementen soluciones innovadoras a problemas complejos. En este sentido, el presente trabajo propone el uso de redes neuronales artificiales (RNA), como mecanismo para pronosticar los precios de las acciones de alta bursatilidad del mercado de valores colombiano según la Superintendencia Financiera de Colombia, permitiendo a los inversionistas anticiparse a las posibles tendencias del mercado y, de esta forma, mejorar la gestión del riesgo de sus inversiones.

Para lograr este fin, esta investigación se dividió en tres etapas: la primera consistió en estructurar una red neuronal para pronosticar el precio de las acciones haciendo uso del software MATLAB, mediante el cual se construyó una red neuronal autorregresiva; la segunda etapa se centró en la elaboración de tres portafolios de



inversión: Markowitz tradicional, CAPM y el portafolio estructurado mediante precios pronosticados por la red neuronal. Finalmente, en la tercera etapa se realizó un comparativo de las rentabilidades obtenidas con los 3 portafolios propuestos.

2. Experimentación

2.1. Primera etapa: pronóstico mediante el uso de redes neuronales

Con el fin de seleccionar la red neuronal adecuada para la serie de datos seleccionada, se realizaron pruebas con 3 redes neuronales propuestas con la implementación del uso del software Matlab (Narnet, Narxnet, Timedelaynet). Mediante las pruebas respectivas se encontró que la red que realizaba un pronóstico adecuado y generaba resultados satisfactorios era la Narnet, la cual se utilizó para el desarrollo del presente trabajo. Es importante resaltar que toda la arquitectura de la red neuronal se realizó por pruebas de ensayo y error contempladas en diferentes antecedentes sobre la temática. Esto se realizó con el fin de encontrar la arquitectura adecuada para la serie de datos seleccionada. En ese sentido, el pronóstico de las acciones que conforman el índice de alta bursatilidad emitido por la Superintendencia Financiera de Colombia se realizó empleando una red neuronal autorregresiva (ver figura 1), la cual se encontró que cumplía con las características adecuadas para pronosticar series de tiempo financieras. Adicionalmente para esta red se utilizó el método de gradientes conjugados escalonados como función de entrenamiento y se complementó con dos capas ocultas, 10 neuronas en la capa oculta y dos rezagos.

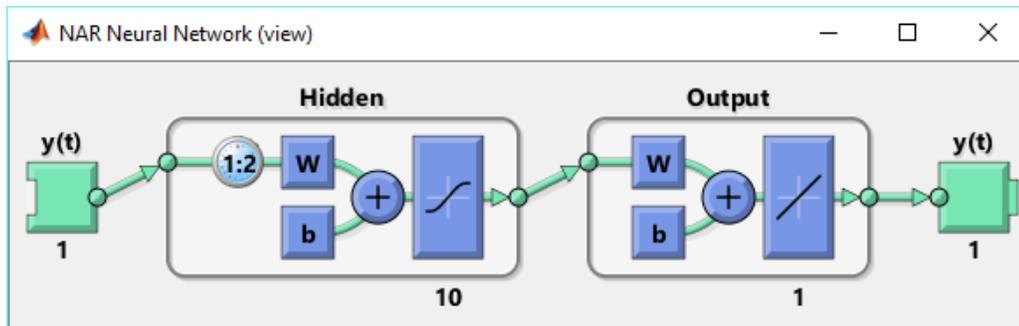


Figura 1. Arquitectura Bucle abierto entrenamiento. Fuente: Matlab (2019).

En esta fase inicial se implementó una arquitectura de bucle abierto, en la cual se realizó el entrenamiento correspondiente, asignando pesos y realizando la comparación del precio real con el obtenido en esta fase, con el objetivo de reducir el error cuadrático medio.

Para la obtención del periodo pronosticado se utilizó la arquitectura de bucle cerrado presentada en la figura 2, la cual con los datos y el entrenamiento previamente realizado permitió que la red asignara los pesos adecuados y pronosticara el periodo futuro.

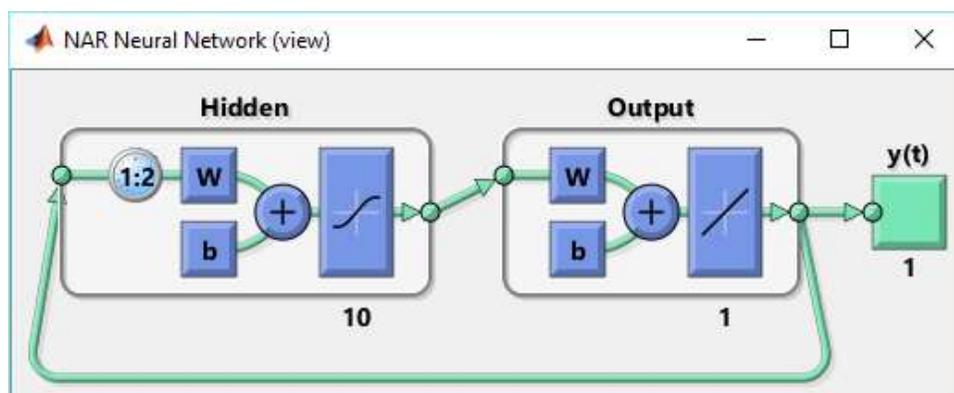


Figura 2. Arquitectura Bucle cerrado pronóstico. Fuente: Matlab (2019).

Los datos históricos de las acciones fueron extraídos de Bloomberg, del periodo 2013-2018 usando precios de cierre con periodicidad semanal. Para la red, se



implementó una combinación 70-15-15, lo cual indica que la red usó el 70% de estos datos como entrenamiento, 15% para validación y 15% para test de resultados.

Asimismo, se decidió pronosticar los cuatro periodos correspondientes al mes de enero de 2019; para esto, fue necesario pronosticar un periodo y posteriormente agregarlo a la base de datos, para que la red lo reconociera como un input o dato histórico y así pronosticar el siguiente precio.

2.2. Segunda etapa: estructuración de portafolios y comparativo de rentabilidades

Después de tener los precios pronosticados para cada una de las acciones, se analizó la rentabilidad obtenida y se eligieron las más rentables para conformar el portafolio, con el fin de mantener criterios de diversificación y no invertir la totalidad en la acción con mayor rentabilidad pronosticada, asimismo, se decidió evaluar los errores de los precios reales frente a los pronosticados mediante el uso del RMSE.

$$RSME = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [\hat{y}_t - y_t]^2} \quad (1)$$

Posteriormente, se decidió equiponderar los pesos de las acciones elegidas para determinar el valor a invertir en cada una de ellas. Una vez estructurado el portafolio mediante el uso de RNA, se realizó el proceso respectivo para estructurar los portafolios según Markowitz y CAPM. Los datos que se tomaron para la estructuración de estos portafolios fueron del año 2018 con periodicidad



semanal. Finalmente, se compararon las rentabilidades de los tres portafolios teniendo en cuenta los precios de cierre del último día hábil de enero de 2019.

3. Resultados y discusión

Después de pasar por el proceso de entrenamiento, validación y test de la red, se procedió a realizar el pronóstico de los cuatro primeros periodos del 2019 con periodicidad semanal, obteniendo resultados acorde a lo esperado. Para ilustrar estos resultados, se decidió tomar una muestra de 4 de las 16 acciones, comparando sus precios reales contra los precios obtenidos por la red neuronal. Los resultados son similares al resto de acciones evaluadas.



Figura 3. Precios reales vs. Precios pronosticados de Ecopetrol. Elaboración propia.



Figura 4. Precios reales vs. Precios pronosticados de Grupo Sura. Elaboración propia.



Figura 5. Precios reales vs. Precios pronosticados de Preferencial Davivienda. Elaboración propia.

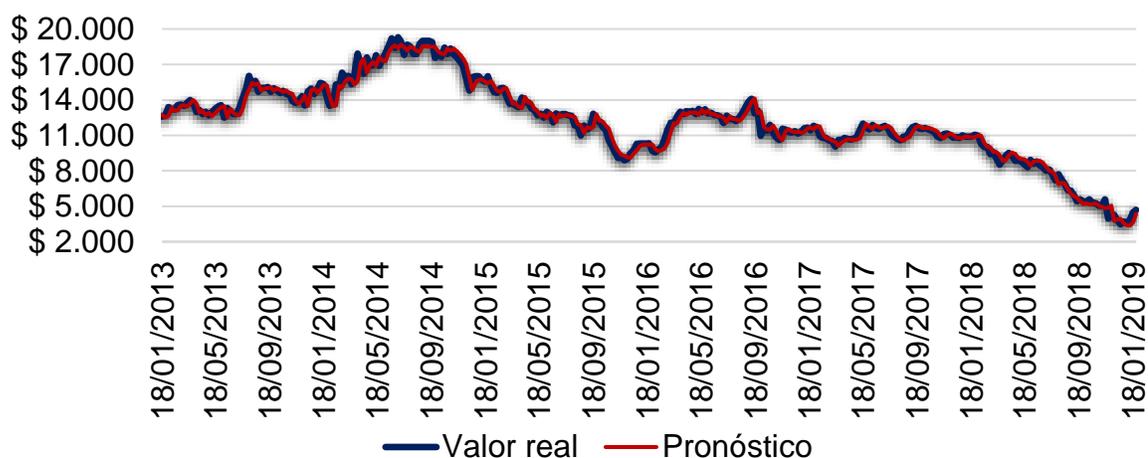


Figura 6. Precios reales vs. Precios pronosticados de Cemex Latam Holdings. Elaboración propia.

Como se puede observar, la red se adaptó correctamente a los comportamientos de las diferentes acciones, de tal forma que al realizar los pronósticos, estos son cercanos a los precios reales. Sin embargo, al analizar en detalle Grupo Sura y Preferencial Davivienda, se identifica que en periodos de alta volatilidad los precios de salida de la red neuronal se alejan de los valores reales, esto se debe a que la red empleada es autorregresiva y tiene en cuenta los precios pasados para estimar precios futuros.

Tabla 1

Rentabilidad real y pronosticada

por acción en el periodo diciembre 2018 - enero 2019

Acción	Rentabilidad real	Rentabilidad pronosticada
ECOPETL	8,13%	9,02%
BCOLO	10,59%	7,54%
PFBCOLO	9,24%	5,04%
PFAVAL	8,11%	7,69%
PFGRUPSU	3,09%	1,09%
GRUPOSUR	5,54%	3,81%
GRUPOARG	8,52%	4,00%
ISA	0,43%	0,28%



CEMARGOS	12,79%	5,67%
EXITO	8,71%	9,27%
PFDVVND	15,14%	8,64%
GEB	4,80%	0,00%
CORFICOL	15,98%	12,32%
NUTRESA	5,87%	3,21%
CLH	26,89%	17,28%
PFAVH	6,33%	11,43%

Fuente: Elaboración propia

Posteriormente, se calculó la variación del cuarto periodo de 2019 contra el último dato de 2018, de esta forma se obtuvo una aproximación a la rentabilidad o pérdida de cada acción teniendo en cuenta los precios reales y los precios pronosticados. Los resultados indican que todas las variaciones de precios reales son positivas, al igual que las variaciones con precios pronosticados. Igualmente, se observa que la red reconoce altas variaciones y se anticipa a estas, a pesar de no pronosticarlas con exactitud, como es el caso de las acciones de Cemex y Preferencial Davivienda, por ejemplo. Por otro lado, cuando se presentan variaciones moderadas, la red se aproxima claramente a estos valores, como es el caso con las acciones de Ecopetrol, Preferencial Aval y Grupo Sura, entre otras.

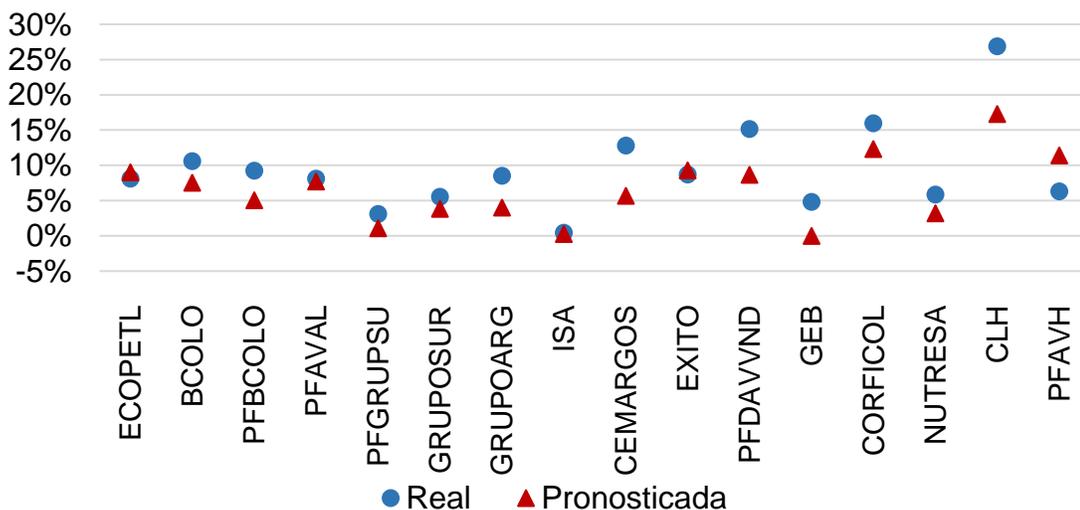


Figura 7. Variaciones reales vs. Variaciones pronosticadas. Elaboración propia.



Gráficamente, resulta interesante analizar las variaciones reales frente a las pronosticadas para cada una de las acciones, ya que permite distinguir el comportamiento de la red cuando las variaciones reales son cercanas a 0% y cuando se presentan altas variaciones, como se mencionó anteriormente. De igual forma, se puede observar que los valores pronosticados son, en su mayoría, inferiores a los reales.

Tabla 2
Correlación entre precios reales y pronosticados por acción

Acción	Correlación
ECOPETL	77,33%
BCOLO	81,56%
PFBCOLO	91,40%
PFAVAL	88,28%
PFGRUPSU	95,55%
GRUPOSUR	98,69%
GRUPOARG	96,17%
ISA	-82,34%
CEMARGOS	77,80%
EXITO	92,80%
PFDVVND	89,09%
GEB	97,20%
CORFICOL	97,37%
NUTRESA	97,66%
CLH	83,26%
PFAVH	82,31%

Fuente: Elaboración propia

Continuando con la evaluación de los resultados obtenidos con la red neuronal, se hizo uso del coeficiente de correlación como medida para evaluar los cuatro precios pronosticados frente a los precios reales, con el fin de analizar no solo los resultados con el valor final como se realizó anteriormente, sino los obtenidos en



cada periodo. Como resultado, se obtuvo un solo valor atípico (acción de ISA); sin embargo, las otras series indican que el precio pronosticado para cada uno de los cuatro periodos, se asimila a los valores reales, obteniendo que la mayoría de la muestra tuvo un coeficiente de correlación superior al 85%.

Tabla 3
***Error cuadrático medio entre
los valores reales y pronosticados***

Acción	RMSE	Proporción RMSE sobre valores reales
ECOPETL	39,69	1,39%
BCOLO	1126,62	3,37%
PFBCOLO	1374,64	4,06%
PFAVAL	12,95	1,22%
PFGRUPSU	336,19	1,08%
GRUPOSUR	314,51	0,96%
GRUPOARG	411,51	2,35%
ISA	353,18	2,48%
CEMARGOS	264,81	3,64%
EXITO	143,51	1,11%
PFDVVND	1777,53	5,21%
GEB	58,12	3,22%
CORFICOL	378,14	2,21%
NUTRESA	331,08	1,38%
CLH	531,58	12,83%
PFAVH	72,14	4,07%

Fuente: Elaboración propia

Para finalizar la evaluación de los pronósticos obtenidos mediante el uso de redes neuronales, se decidió emplear el error cuadrático medio, ya que permite medir el error de una serie de valores pronosticados frente a valores reales. El RMSE tiene la característica de estar en las mismas unidades de cada serie de datos, por tal razón un mayor error de una serie a otra no indica necesariamente que el



pronóstico haya sido menos preciso, puesto que depende del precio de cada acción.

Con el fin de mejorar la interpretación de los errores, se decidió relacionar el RMSE obtenido de cada acción sobre el promedio de los precios reales de las series analizadas (los cuatro periodos del 2019). De esta forma se obtuvieron los resultados de la Tabla 3, los cuales indican que la acción con mayor error es la de Cemex, seguida de Preferencial Davivienda, dos de las acciones con mayor variación en el periodo pronosticado, dando soporte al resultado analizado anteriormente que relaciona que entre mayor es la variación de los precios, aumenta la probabilidad de que el pronóstico con redes se aleje de los valores reales.

Tabla 4
Rentabilidad del portafolio con redes neuronales

	Acciones				
	CLH	CORFICOL	PFAVH	EXITO	ECOPETL
Rentabilidad real (1)	26,89%	15,98%	6,33%	8,71%	8,13%
Rentabilidad pronosticada (2)	17,28%	12,32%	11,43%	9,27%	9,02%
Pesos asignados	20%	20%	20%	20%	20%
Valor a invertir	\$ 40.000.000	\$ 40.000.000	\$ 40.000.000	\$ 40.000.000	\$ 40.000.000
Valoración (1)	\$ 50.756.757	\$ 46.390.244	\$ 42.530.120	\$ 43.483.871	\$ 43.251.418
Valoración (2)	\$ 46.913.294	\$ 44.928.367	\$ 44.570.765	\$ 43.708.941	\$ 43.608.461

Fuente: Elaboración propia

Dando paso a la estructuración del portafolio mediante los pronósticos obtenidos con el uso de redes neuronales, se decidió elegir las cinco acciones que generaron mayor rentabilidad pronosticada y equiponderar los pesos para decidir cuánto



invertir en cada una de ellas, teniendo en cuenta un disponible de \$200.000.000 COP. Al analizar la valoración de este portafolio con los precios pronosticados del cuarto periodo (Valoración (2)), se puede deducir que tiene una alta proximidad en comparación con la valoración real (Valoración (1)), ya que sumando las valoraciones obtenidas con los precios reales de cierre se obtiene que:

Valoración (1): \$226.412.410 COP

Y con los precios pronosticados se obtiene:

Valoración (2): \$223.729.829

En otras palabras, los resultados anteriores indican que un inversionista, empleando el anterior método, hubiese obtenido una rentabilidad pronosticada a cuatro semanas de 11,86% pero habría terminado al final del periodo con una rentabilidad real del 13,21%.

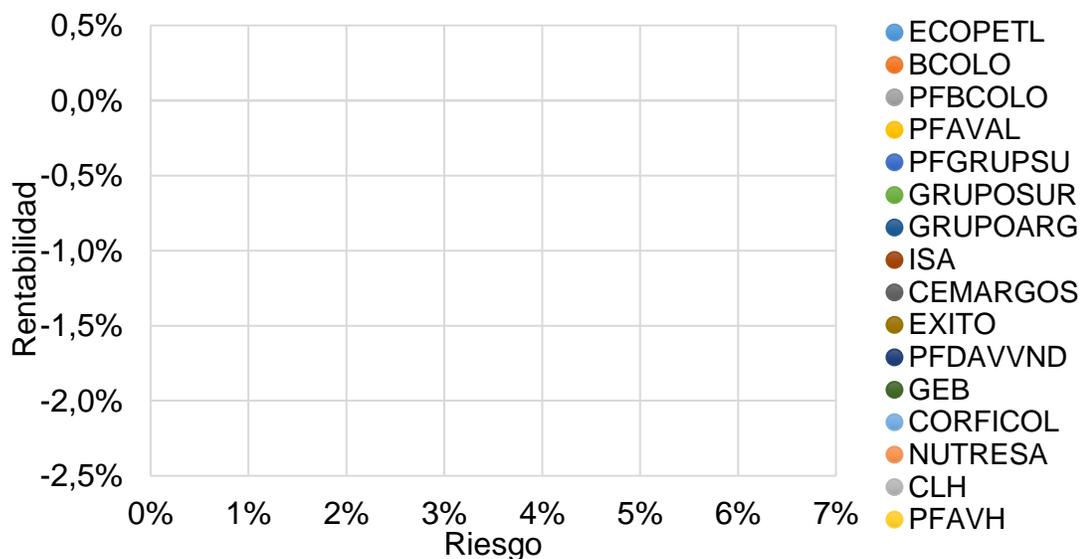


Figura 11. Gráfico de dominancia Markowitz y CAPM. Elaboración propia.

En cuanto a la estructuración de los portafolios con métodos tradicionales, Markowitz y CAPM usan el mismo tipo de gráfico de dominancia para decidir



cuáles activos tener en cuenta para invertir, en este caso se tomaron Ecopetrol, Preferencial Davivienda y Preferencial Bancolombia.

Tabla 5
Rentabilidad del portafolio con Markowitz

	Acciones		
	PFBACOLO	PFDVIVIENDA	ECOPETL
Rentabilidad real	9,24%	15,14%	8,13%
Pesos asignados	24%	41%	35%
Valor a invertir	\$ 48.309.429	\$ 81.325.771	\$ 70.364.801
Valoración	\$ 52.771.128	\$ 93.635.105	\$ 76.084.435

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 5 se muestran los pesos finales para invertir en cada uno de los activos seleccionados siguiendo el método de Markowitz, así como la rentabilidad que generaron estos en los 4 periodos siguientes a la estructuración del portafolio. Siguiendo esta metodología y bajo los parámetros iniciales de monto de inversión de \$200.000.000 COP se obtuvo que al final del periodo estudiado, el portafolio estaría valorado en \$222.490.667 COP, representando una rentabilidad del 11,25%.

Tabla 6
Rentabilidad del portafolio con CAPM

	Acciones			
	PFBACOLO	PFDVIVIENDA	ECOPETL	RF
Rentabilidad real	9,24%	15,14%	8,13%	0,4899%
Pesos asignados	0%	0%	59%	41%
Valor a invertir	\$ -	\$ -	\$ 117.093.864	\$ 82.906.136
Valoración	\$ -	\$ -	\$ 126.611.891	\$ 83.312.305

Fuente: Elaboración propia

Posteriormente, se estructuró un portafolio con la metodología CAPM, cuyas características se incluyen en la tabla 6. Según este método solo se debía invertir



en Ecopetrol y en una tasa libre de riesgo, la cual se obtuvo según el portal de Grupo Aval tomando como referencia el último cierre de 2018. La valoración de este portafolio cuatro periodos posteriores a su estructuración indica un monto de \$209.924196 COP, lo cual representa una rentabilidad del 4,96%.

Tabla 7
Comparativo de rentabilidades

	Pronóstico con RNA	Markowitz	CAPM
Valoración	\$ 226.412.410	\$ 222.490.667	\$ 209.924.196
Rentabilidad	13,21%	11,25%	4,96%

Fuente: Elaboración propia

Finalmente, la Tabla 7 muestra el resumen de la investigación realizada, concluyendo que el portafolio con mayor rentabilidad fue el estructurado basado en los pronósticos con RNA generando una rentabilidad del 13,21%, seguido de Markowitz con 11,25% de rentabilidad y finalmente el método CAPM, con 4,96% de rentabilidad.

4. Conclusiones

La estructuración de portafolios propuesto mediante el uso de redes neuronales resultó ser un método eficiente, que permitió no solo mejorar la rentabilidad generada por las otras metodologías implementadas, sino una mejor diversificación gracias a los activos que se pudieron incluir en el portafolio y una reducción en el grado de incertidumbre por medio del uso de las RNA para anticiparse a variaciones futuras.

De igual forma, es importante resaltar que la implementación de RNA para el pronóstico de series de tiempo financieras requiere un alto nivel de dedicación, pues a pesar de que en la literatura se encontraron diversas recomendaciones para la



estructuración de la red, fue necesario probar todas las combinaciones posibles a través del software MATLAB hasta encontrar la óptima para la serie de datos obtenida.

Asimismo, se encontró que este tipo de metodología no es útil para realizar pronósticos y estructurar portafolios en el mediano-largo plazo, ya que cada periodo pronosticado dependerá del anterior, razón por la cual el error aumenta en función del tiempo. Por esta razón se recomienda adecuar la periodicidad de datos según el pronóstico que se quiera realizar.

Del mismo modo, se recomienda utilizar esta metodología en mercados con alta liquidez y alta variedad de activos, ya que estas son limitantes en el mercado accionario colombiano, así como la reciente fecha de emisión de algunos participantes, lo cual dificulta tener una base de datos más completa; finalmente, se sugiere comparar este método propuesto con otros de estructuración de portafolios, con el fin de darle más robustez a los resultados obtenidos en la presente investigación.

5. Referencias bibliográficas

Álvarez, R. D., Ortega, G. A., Sánchez, A. M., Herrera, M. (2004). Evolución de la teoría económica de las finanzas: una breve revisión. *Semestre Económico*, Vol. 7, N° 14, p.p 105-127

Arrieta, J. E., Torres, J. C, Velásquez, H. (2009). Predicción del comportamiento diario de la acción de SURAMINV. Un modelo de redes neuronales. *Semestre Económico*, Vol. 12, N° 25, p.p 95-109

Asobolsa. (2018). *Informes económicos y publicaciones*. Bogotá, Colombia. Recuperado de <http://www.asobolsa.org/informes-economicos-publicaciones-2/>



Bejarano, H.M.(2008). *Evaluación de portafolio de inversión en acciones utilizando Markowitz, redes neuronales e indicadores técnico* (Trabajo de grado). Universidad Simón Bolívar, Caracas, Venezuela.

Benedetti, F., Baigún, A., Yanguas, M., Heymann, D., Perazzo, R., & Zimmermann, M. (2008). Predicciones de Series de Tiempo con Redes Neuronales: Trading usando el Índice Merval.

Cárdenas, L., Díaz. J. M., Arboleda, S. M., Galarcio, C. L., Lotero, J. E., Isaza, F. (2015). Modelo de selección de portafolio óptimo de acciones mediante el análisis de Black-Litterman. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, Vol. 14, N° 27, p.p 111-130

Conti, D., Simó, C., Rodríguez, A. (2005). Teoría de carteras de inversión para la diversificación del riesgo: enfoque clásico y uso de redes neuronales artificiales (RNA). *Revista Ciencia e Ingeniería*, Vol. 26, N° 1, p.p 35-42

Cruz, R., Clemente, A. (2014) *Aplicación del modelo de Black-Litterman a la selección de portafolios internacionales*. Revista de la facultad de Ciencias Contables. Vol. 22 N° 41 pp. 113-120. Lima – Perú

Czerwinski, F. (2014). *Valoración de activos, con enfoque sobre CAPM y APT* (Trabajo de grado). Universidad Pontificia Comillas, Madrid, España.

Dip, J. A, Romero, P. I. (2015). Una comparación de redes neuronales y modelos ARCH-GARCH para predecir variaciones en el precio de las acciones. Aplicación a un caso de acciones de telefonía. *Revista de Investigación en Modelos Financieros*, Vol. 2, p.p 1-29

Fernández, A., & Gómez, S. (2007). Portfolio selection using neural networks. *Computers & Operations Research*, 34(4), 1177-1191.

Firacative, E. F. (2015). *Aplicación del modelo CAPM para la valoración de acciones en el mercado integrado latinoamericano MILA* (Tesis maestría). Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia.

García, C. M. (2014). *Predicción del comportamiento de la rentabilidad de la acción de ISAGEN, a partir de la técnica de redes neuronales artificiales* (Tesis de Maestría). Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia.

García, J., (2013), *Inversiones financieras: selección de carteras Teoría y práctica*, Madrid, España, Editorial Pirámide.

Gil, M. M., Pérez, F. O. (2005). Análisis y predicción de la acción de la empresa Acerías Paz del Río utilizando un modelo GARCH (1,1) y redes neuronales artificiales. *Revista Ingenierías*, Vol. 4, N° 7, p.p 83-97

Giraldo, L., Díaz. J. M., Arboleda, S. M., Galarcio, C. L., Lotero, J. E., Isaza, F. (2015). Modelo de selección de portafolio óptimo de acciones mediante el análisis de Black-Litterman. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, Vol. 14, N° 27, p.p 111-130



Gutiérrez, M. (2004). *Administración de carteras con redes neuronales mediante metodología Rolling*. (Tesis profesional). Universidad de Chile, Santiago de Chile.

Gysel, H. J., & Samano, M. A. (2004). *Teoría del riesgo- Selección de un portafolios de inversión* (Tesis profesional). Universidad de las Américas Puebla, Cholula, México.

Mahu, J.A. (2012). *Detección de daños en una viga simple mediante antiresonancia y redes neuronales*. (Tesis profesional). Universidad de Chile, Santiago de Chile, Chile.

Mathworks. (2019). *Choose a Multilayer Neural Network Training Function*. Recuperado de: <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ug/choose-a-multilayer-neural-network-training-function.html>

Match, D. J. (2011). *Redes Neuronales Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Universidad Tecnológica Nacional, Rosario, Argentina.

Medina, L. A. (2003). Aplicación de la teoría del portafolio en el mercado accionario colombiano. *Cuadernos de economía*, Vol. 22, N° 39, p.p 129-168

Ponce, P. (2010). *Inteligencia artificial con aplicaciones a la ingeniería*. Alfaomega.

Ramírez, G. L., Fernández, C. P. (2008). Estructuración de portafolios de acciones en el mercado de valores de Hong Kong. *Revista Soluciones de Postgrado EIA*, Vol. 1, N° 2, p-p 39-55

Rivillas, M. (2018) *Construcción de portafolios de inversión para las Américas, Utilizando Índices bursátiles representativos, mediante las teorías de Markowitz y Black-Litterman* (Proyecto de grado). Universidad Santo Tomás, Bucaramanga, Colombia

Robledo, J. P., García, C. (2008). *Portafolios de inversión a través de redes neuronales y algoritmo genético*. Universidad Tecnológica de Pereira. Pereira, Colombia

Sánchez Anzola, N. (2015). Máquinas de soporte vectorial y redes neuronales artificiales en la predicción del movimiento USD/COP spot intradiario. *ODEON*, 9, pp. 113-172. DOI: [http:// dx.doi.org/10.18601/17941113.n9.04](http://dx.doi.org/10.18601/17941113.n9.04)

Shachmurove, Y. (2000). "Utilizing artificial neural network model to predict stock markets". Working Paper #00-11, Caress.

Superintendencia Financiera de Colombia. (2018). *Índice de bursatilidad accionario*. Bogotá, Colombia. Recuperado de <https://www.superfinanciera.gov.co/inicio/80420>

Villada, F., Muñoz, N., García, E. (2012). Aplicación de las redes neuronales al pronóstico de precios en el mercado de valores. *Información Tecnológica*, Vol. 23, N° 4, p.p 11-20