

Estructuración de portafolios mediante el uso de redes neuronales: un comparativo de la rentabilidad frente a los métodos tradicionales

Autores:

Nicolás Mancilla Martínez

María José Muñoz Arciniegas

Mayra Alexandra Sánchez Carvajal

Tabla de contenido

- Introducción
- Objetivos
- Antecedentes empíricos
- Metodología
- Resultados
- Conclusiones
- Bibliografía

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.

Sin embargo, el grado de incertidumbre dificulta administrar de manera óptima los recursos para la estructuración de los portafolios por tal razón se propone el uso de redes neuronales artificiales (RNA), como mecanismo para pronosticar los precios de las acciones a conformar el portafolio.



VIGILADA MINEDUCACIÓN

2. Objetivos

General:

Comparar la rentabilidad obtenida de los portafolios mediante el uso de redes neuronales y los métodos tradicionales



Específicos:

- Diseñar una red neuronal para el pronóstico del precio de las acciones seleccionadas.
- Realizar un proceso de selección de las acciones para conformar el portafolio
- Estructurar un portafolio de inversión con acciones del mercado colombiano mediante el uso de redes neuronales.
- Estructurar un portafolio de inversión mediante el método CAPM.
- Estructurar un portafolio de inversión mediante el método de mínima varianza

3. Antecedentes empíricos

Encontraron que los modelos de RNA son más efectivos que los econométricos

Las RNA construyen modelos que se ajustan a los datos, mientras que los econométricos intentan ajustar los datos a un modelo

García (2014) usó una red autorregresiva con la tangente sigmoidea como función de activación para pronosticar el comportamiento de la rentabilidad de ISAGEN.

Gil y Pérez (2005) usaron una red autorregresiva para pronosticar el precio de Acerías Paz del Río.

Dip y Romero (2015) usaron una red perceptrón multicapa con función de entrenamiento Backpropagation para pronosticar el precio de la acción Telecom Argentina.

Villada et al (2012)

Utilizaron el perceptrón multicapa con función de activación tangente hiperbólica, 2 rezagos y 8 neuronas en la capa oculta para pronosticar el precio de Ecopetrol y PFBancolombia.

Usando el RMSE encontraron que esta configuración es óptima para pronosticar las acciones seleccionadas.

Arrieta et al (2009)

Utilizaron una red multicapa con función de activación tangente hiperbólica, función de entrenamiento Levenberg-Marquardt y 11 neuronas en la capa oculta.

Con esta configuración se pudo obtener un buen pronóstico out of sample.

Schoneburg (1990)

Utilizó una red multicapa con función de entrenamiento Backpropagation, función de activación sigmoidea y 2 capas ocultas, para pronosticar acciones de la Bolsa de Alemania.

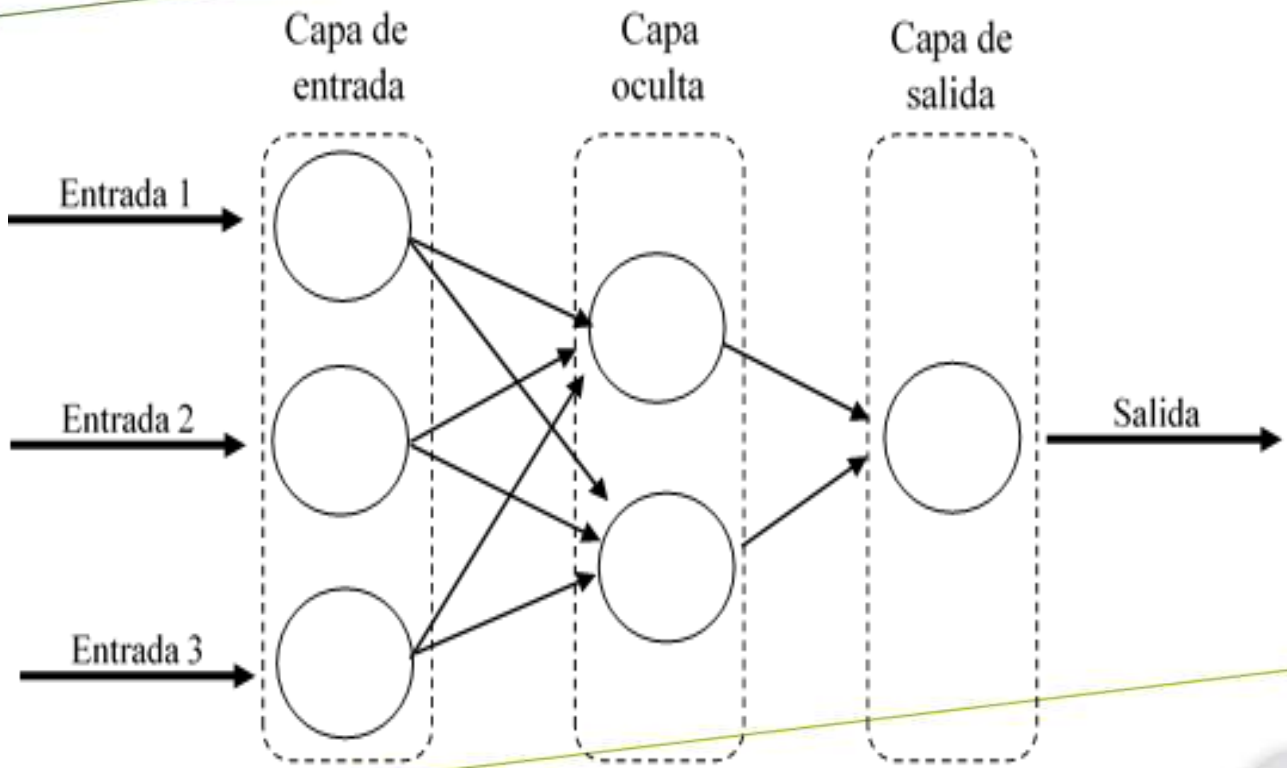
Encontró que para pronósticos en cortos periodos de tiempo (10 días), la precisión de la red es superior al 90%.

Redes Neuronales Artificiales

Las RNA, son modelos matemáticos y computacionales, cuyo objetivo se centra en replicar el procesamiento de información propio de las neuronas humanas, así mismo, su capacidad de procesar y analizar información ante diferentes escenarios se torna más eficiente que los métodos computacionales tradicionales (García, 2014). Estas hacen uso de los procesos de aprendizaje para hallar solución a problemas complejos, basándose principalmente en algoritmos matemáticos que hallan relaciones no lineales existentes en una agrupación de datos.

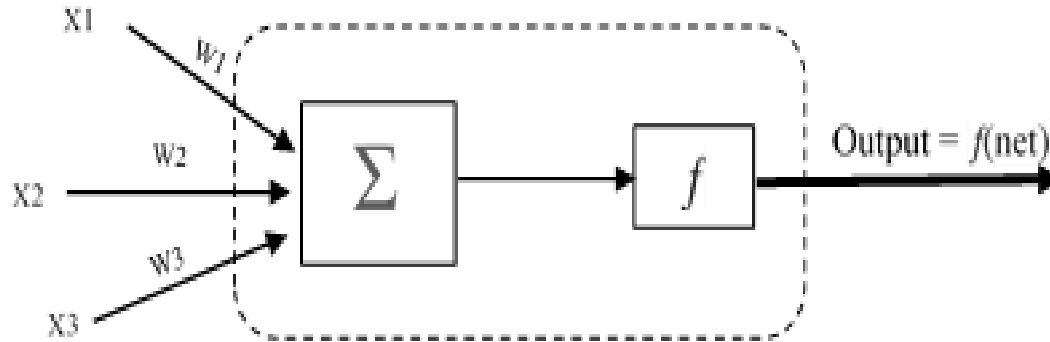


Estructura de las RNA



Elaboración propia. Fuente Sánchez (2015)

Además de las capas que componen a una red neuronal artificial, estas hacen sinapsis y se conectan por medio de unas funciones de entrada, activación y entrenamiento las cuales permiten obtener el resultado deseado de la red



Elaboración propia. Fuente: Ponce (2010).

4. Metodología

- Pronóstico del precio de las acciones usando MATLAB

Estructuración de la red neuronal

Elaboración de 3 portafolios de inversión

- Markowitz tradicional, CAPM y el portafolio estructurado mediante precios pronosticados por la red neuronal

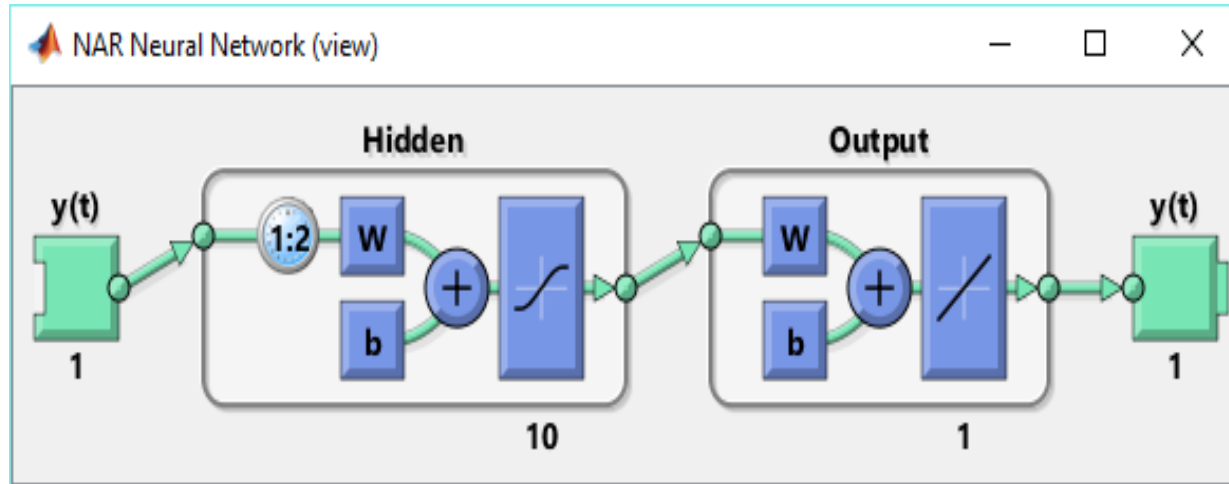
- Comparativo de las rentabilidades obtenidas con los 3 portafolios propuestos.

Comparativo

Primera etapa

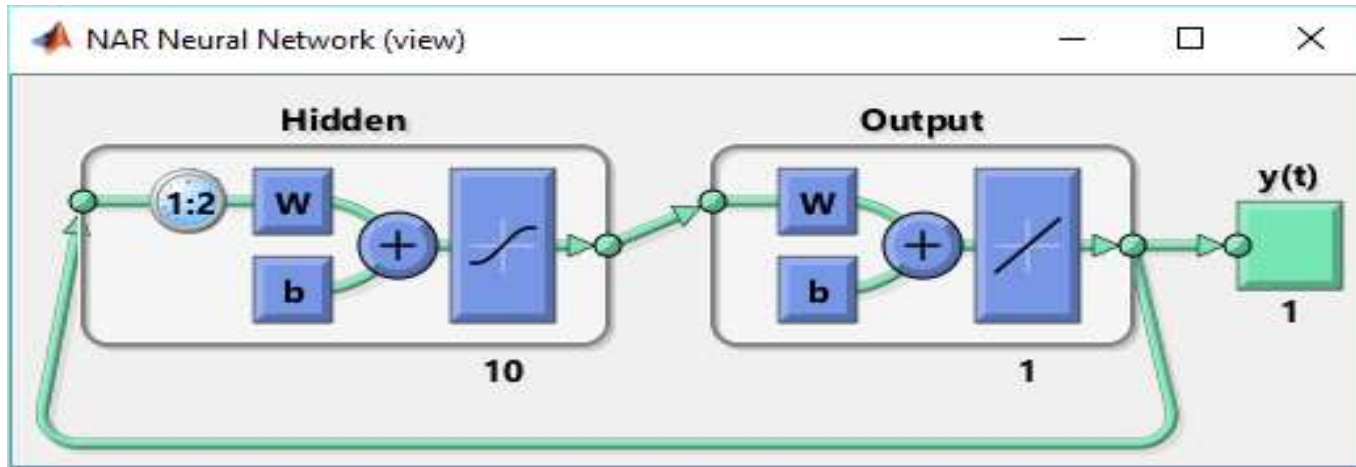
Construcción red neuronal

Se empleó una red neuronal autorregresiva con el método de gradientes conjugados escalonados como función de entrenamiento. La estructura de la red se complementó con dos capas ocultas, diez neuronas en la capa oculta y dos rezagos.



Fuente: Matlab (2019)

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

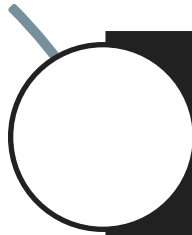


Fuente: Matlab (2019)

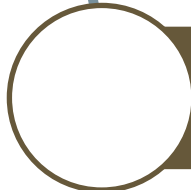
Para la red, se implementó una combinación 70-15-15, lo cual indica que la red usó el 70% de estos datos como entrenamiento, 15% para validación y 15% para test de resultados. Se decidió pronosticar los cuatro periodos correspondientes al mes de enero de 2019

Segunda etapa

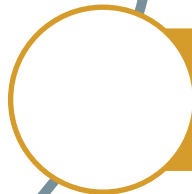
Estructuración de portafolios y comparativo de rentabilidades



Una vez obtenidos los precios pronosticados, se analizó la rentabilidad obtenida y se seleccionaron las más rentables con el fin de mantener los criterios de diversificación.



Se evaluaron los errores de los precios reales frente a los pronosticados mediante el RMSE

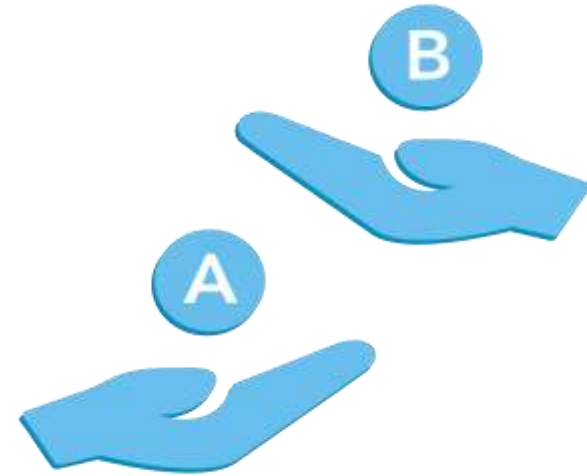


Se equipondero los pesos de las acciones elegidas

Estructuración por el método de Markowitz

Estructuración por el método CAPM

Se realizó el comparativo de las rentabilidades frente a los 3 métodos utilizados



5. Resultados

Grupo Sura



Preferencial Davivienda

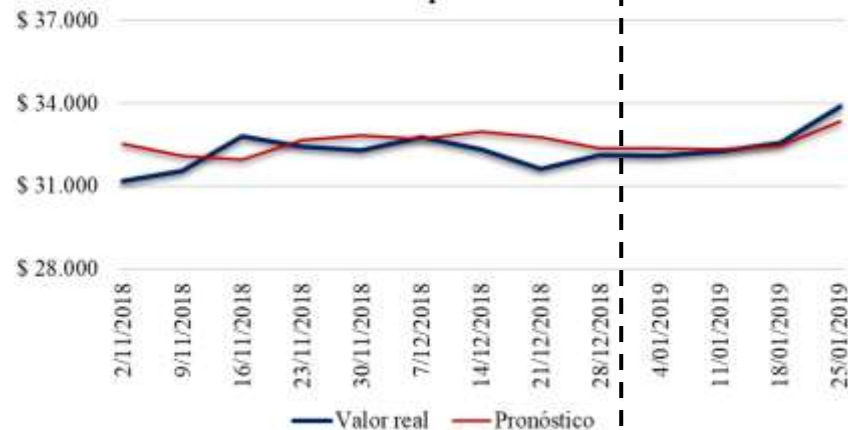


Ecopetrol

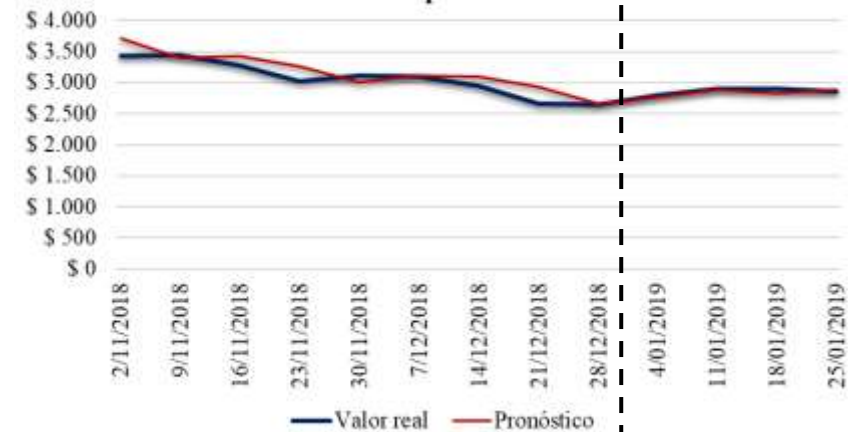


La red se adaptó correctamente a los comportamientos de las diferentes acciones, de tal forma que al realizar los pronósticos, estos son cercanos a los precios reales. Sin embargo, al analizar en detalle Grupo Sura y Preferencial Davivienda, se identifica que en periodos de alta volatilidad los precios 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.

Grupo Sura



Ecopetrol



Preferencial Davivienda

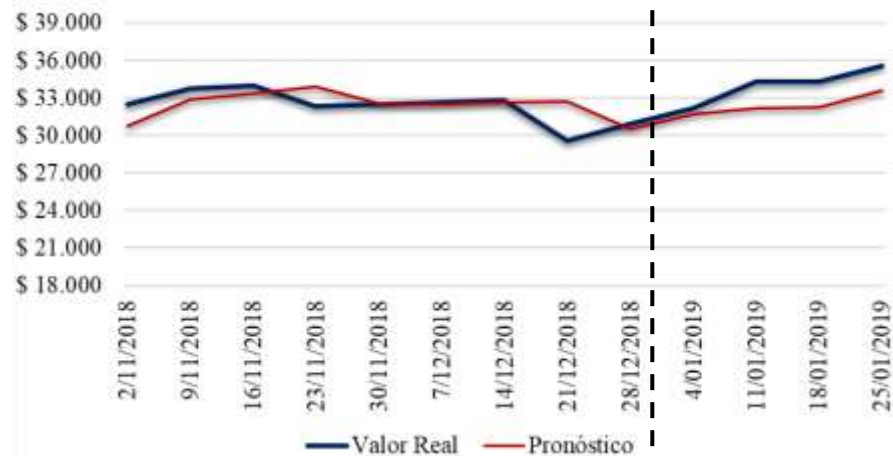
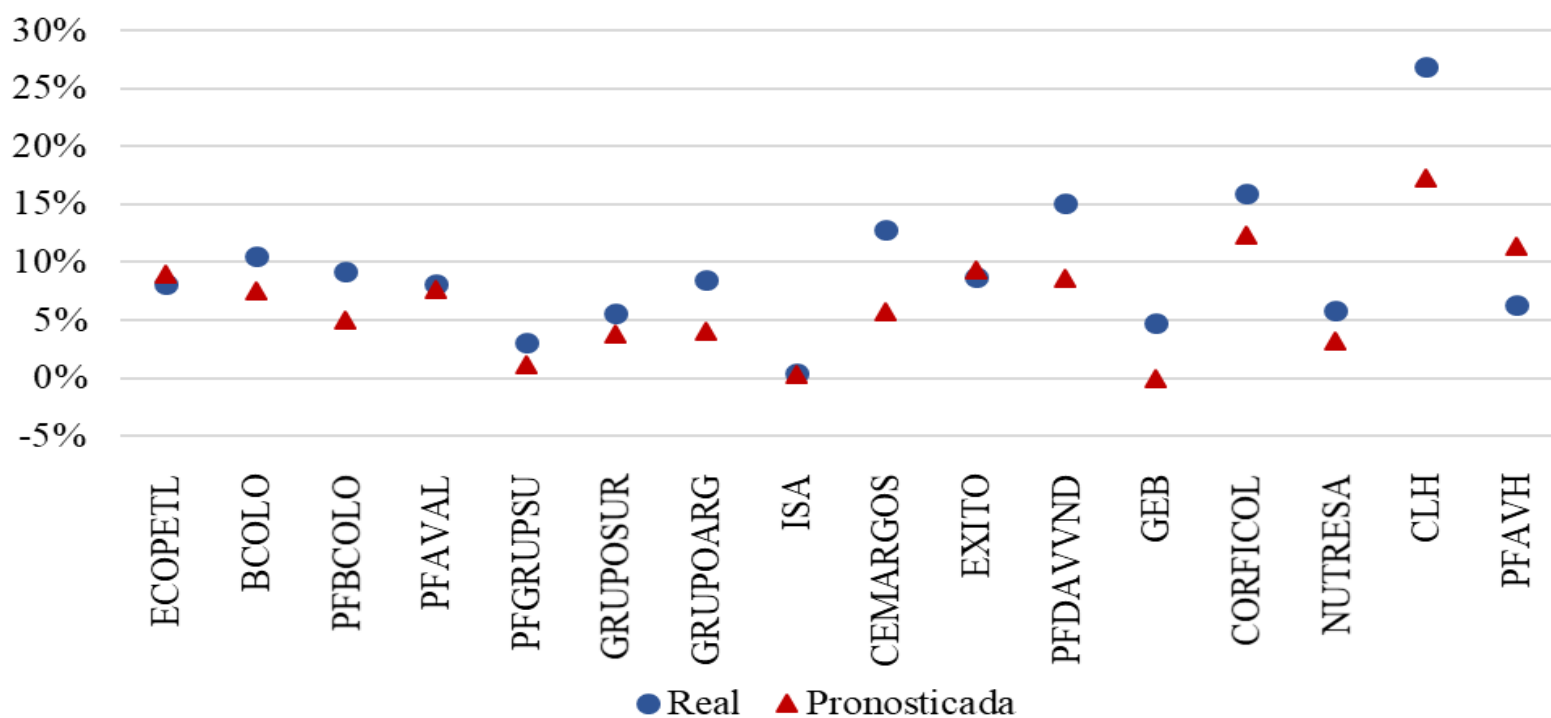


Tabla 1**Rentabilidad real y pronosticada
por acción en el periodo diciembre 2018 - enero 2019**

Acción	Real	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%



Los resultados indican que todas las variaciones de precios reales son positivas. 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 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.

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%

La mayoría de la muestra tuvo un coeficiente de correlación superior al 85%, excepto ISA que se presenta como valor atípico .

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%

Con el fin de mejorar la interpretación de los errores, se relacionó el RMSE obtenido de cada acción sobre el promedio de los precios reales de las series analizadas (los cuatro periodos del 2019).

La tabla 3 muestra 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, confirmando que entre mayor es la variación de los precios, aumenta la probabilidad de que el pronóstico con redes se aleje de los valores reales.

Estructuración de portafolios

- 1 Redes Neuronales
- 2 Markowitz
- 3 CAPM

1. Redes Neuronales

Tabla 4

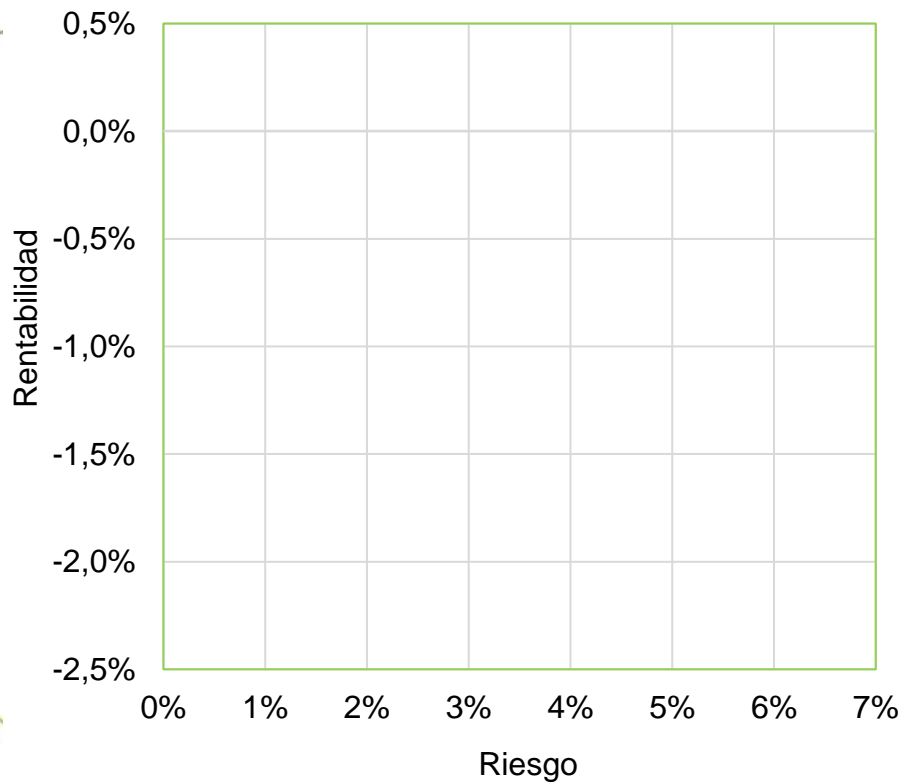
Rentabilidad del portafolio con redes neuronales

	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

TOTAL

Valor a invertir	\$ 200.000.000
\$ 226.412.410 (1)	13,21%
\$ 223.729.829 (2)	11,86%

Gráfico de dominancia



- ECOPETL
- BCOLO
- PFBCOLO
- PFAVAL
- PFGRUPSU
- GRUPOSUR
- GRUPOARG
- ISA
- CEMARGOS
- EXITO
- PFDVVND
- GEB
- CORFICOL
- NUTRESA
- CLH
- PFAVH

Según el gráfico de dominancia obtenido mediante las metodologías de Markowitz y CAPM se concluye que únicamente Ecopetrol, Preferencial Bancolombia y Preferencial Davivienda presentan rentabilidades positivas para el periodo analizado, siendo estas las utilizadas para estructurar los portafolios.

2. Markowitz

Tabla 5

Rentabilidad del portafolio con Markowitz

	Acciones		
	PFBCOLO	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

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%**.

3. CAPM

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

Según CAPM 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 **\$209.924.196 COP**, lo cual representa una rentabilidad del **4,96%**.

Comparativo

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%

Los resultados finales del presente trabajo de investigación, concluyen 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

6. 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



La implementación de redes neuronales permite reducir el grado de incertidumbre ya que permite anticiparse a las variaciones futuras.



La implementación de RNA para el pronóstico de series de tiempo financieras requiere de alto nivel de dedicación.



La metodología propuesta no es útil para realizar pronósticos y estructurar portafolios en el mediano-largo plazo.



La red utilizada no es lo suficientemente eficiente ante cambios bruscos en los precios de las acciones.



Se recomienda adecuar la periodicidad de datos según el pronóstico que se quiera realizar.



Se recomienda utilizar esta metodología en mercados con alta liquidez y alta variedad de activos.

Referencias

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.

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)

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

Schoneburg, E. (1990). Stock price prediction using neural networks: a project report. *Neurocomputing*, 2, pp. 17-27.

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

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

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

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

¡GRACIAS!

 @unab.online ·  @unab_online ·  @unab_online

