

Universidad Nacional Autónoma de México

International Finance Conference

El Modelo de Markowitz y las Redes Neuronales en la Teoría de Portafolios de Inversión

M. en A. Lázaro Jaime Garrido López
Dra. Magda Gabriela Sánchez Trujillo
Dra. Ma. de Lourdes E. García Vargas

Resumen

Introducción

Marco referencial

Metodología

Conclusión

RESUMEN

Las acciones tomadas de la Bolsa Mexicana de Valores se consideró el uso de redes neuronales (NeuralTools de Palisade), para clasificarlas y obtener así las más viables de acuerdo a los atributos de máxima rentabilidad y menor riesgo. Una vez que se reconocieron, se aplicó el modelo de Markowitz y se obtuvo la frontera eficiente del portafolio de inversiones. Después de obtener el portafolio se optimiza éste por medio del programa Solver, donde se cargaron los modelos matemáticos útiles para encontrar los valores de rentabilidad y riesgo definiendo una nueva frontera de portafolios optimizada, siendo ésta última la aportación del estudio.

INTRODUCCIÓN

Las personas dedicadas al mundo de las finanzas buscan herramientas más eficientes y precisas para predecir variaciones en los precios de los distintos instrumentos financieros acorde a las nuevas exigencias que presenta el mercado.

Las Redes Neuronales sirven para elegir entre las diversas opciones en el mercado aquellas acciones más redituables y conformar un portafolio de inversión que permita a su vez optimizarlo. Los resultados obtenidos ayudan a creer que estos métodos de inteligencia artificial son las herramientas esenciales para trabajar y desenvolverse en los mercados financieros.

Una característica a destacar es que a diferencia de estudios anteriores, éste se realiza con datos mensuales. Al probar que el modelo funciona y es efectivo, concluimos que es posible obtener rentabilidades mensuales rápidas y a corto plazo. Aunque son numerosas las aplicaciones de las redes neuronales a las finanzas nos centraremos en una de las aplicaciones en la resolución de problemas de clasificación

MARCO REFERENCIAL

Harry Markowitz (1952)

Se basa en un marco de inversión para seleccionar y construir un portafolio maximizando la rentabilidad esperada del portafolio con la minimización del riesgo.

El enfoque media–varianza permite deducir las combinaciones de activos que tienen varianza (o desviación estándar) mínima para diversas tasas esperadas de rendimiento.



El concepto de incertidumbre (o riesgo)

Inversión financiera tiene más de un resultado posible y que no podemos conocer de antemano cuál de ellos se concretará en el futuro;



Selección de portafolio

Una cartera consiste en una combinación de activos que busca reducir el riesgo a través de la diversificación

para poder determinar las carteras óptimas se debe analizar los dos componentes elementales que las integran: el rendimiento y riesgo.

Para calcular la inversión de un activo, la rentabilidad de éste se puede obtener mediante la siguiente expresión:

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

Donde:

x_i = Peso de cada uno de los activos individuales que conforman el portafolio.

R_i = Rendimiento esperado de los activos individuales.

R_p = Rendimiento promedio del portafolio.

La varianza del portafolio queda expresada de la siguiente forma:

Donde:

x_j, x_k = Representan los pesos dentro del portafolio de los activos j, k

N = número de empresas que forman parte del portafolio

$\sigma_{j,k}$ = Covarianzas j, k .

σ_p^2 = Varianza de portafolio.

$$\sigma_p^2 = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N x_j x_k \sigma_{j,k}$$

$$\sigma_{j,k} = \sigma_p^2 = \sigma_j^2 = \sigma_k^2 \text{ si } j=k$$

MARCO REFERENCIAL

Redes Neuronales



Intentaban resolver problemas simples y complejos de aprendizaje usando series de estructuras matemáticas organizadas llamadas neuronas. Estas neuronas se organizaban y formaban una estructura más compleja llamada Red Neuronal.



Giancarlo y Vareto (1993) las redes neuronales (RN) consisten en interconectar un gran número de unidades con otras, para ver si son capaces de dar resultados que son relativamente fáciles de calcular. Es decir, la idea se basaba en observar como un gran número de unidades interactúan entre sí.

Las RN artificiales son modelos matemáticos simples que implementan una función matemática f tal que:

$$f: X \rightarrow Y$$

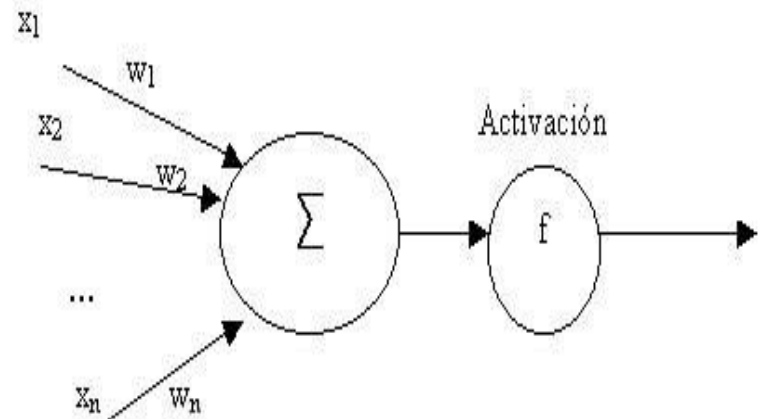
Donde:

X = lo que ingresa de dato e Y = la respuesta que se requiere.

En un modelo de una neurona pueden reconocerse los siguientes elementos:

- 1.- Entradas .
- 2.- Salidas.
- 3.- Conjunto de pesos
- 4.-Un punto de suma de entradas ponderadas multiplicadas por sus pesos correspondientes
- 5.- Una función de activación que puede ser lineal o no lineal que limita el rango de salida de la neurona.
- 6.- Sesgo

Figura 1. Modelo de red neuronal simplificado

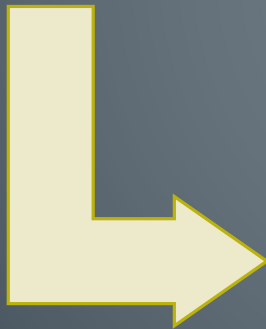


Análisis de Comportamiento de los activos accionarios



Análisis fundamental

- Información financiera disponible de la empresa, ingresos, ganancias esperadas por acción, dividendos, nivel de deuda, solvencia y rentabilidad.



Análisis técnico

- Está enfocado al estudio de la cotización de la acción en el mercado, sus tendencias, volumen de operación, precio de apertura y cierre, precio más alto y más bajo.

METODOLOGÍA

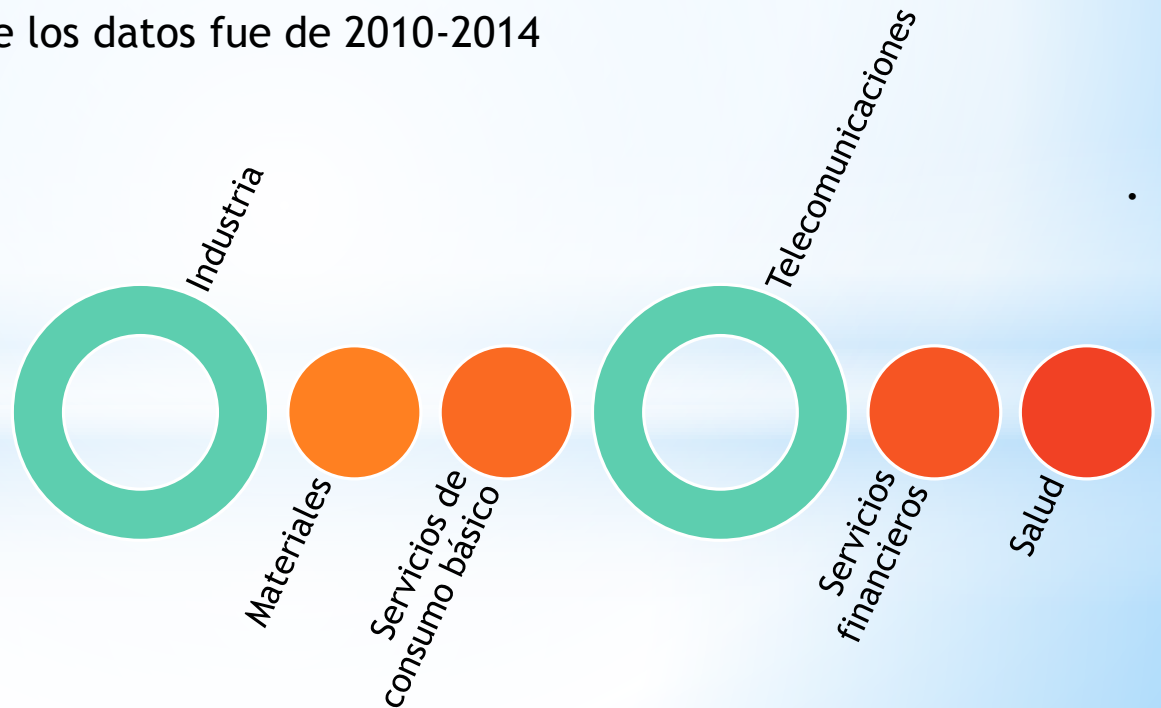
Los datos utilizados son resultados mensuales por sector y nivel de riesgo que tienen efecto sobre el desempeño financiero de las empresas (Baird et al, 2012).

Correlacionan a variables como:



El periodo para la obtención de los datos fue de 2010-2014

La información utilizada en el estudio fue seleccionada con el objetivo de medir el comportamiento del valor de las acciones de 7 sectores :



Se emplea una muestra de 47 empresas, divididas en 7 sectores considerando su relación con el mercado lo que represente el 33% de las 142 empresas listadas en Bolsa Mexicana de Valores. Un criterio de inclusión relevante fue el considerar empresas que proporcionaran las variables mencionadas anteriormente, quedando la muestra como sigue:

Sector	Empresas	seleccionadas
Energía	1	0
Industria	29	9
Materiales	24	6
Productos de consumo frecuente	22	8
Servicios de consumo básico	19	6
Telecomunicaciones	9	5
Servicios financieros	33	10
salud	5	3
Servicios Públicos	0	0
Tecnologías de la información	0	0
Total	142	47

Los pasos para generar la red son:

Crear la estructura y modelo inicial de minería de datos como se muestra en el siguiente cuadro.

MATRIZ DE DATOS HISTORICOS ANUALES																	
Emisora	jul-14	IPC14	dic-13	IPC13	dic-12	IPC12	dic-11	IPC11	dic-10	IPC10	Beta	split	variacion IPC 2010/2014	BPA Diluido 2014	Ingreso 2014 miles de dol.	Clasific.	ETIQUETA
ALSEA	45.11	43819	40.79	42726	25.78	43704	14.08	37078	13.03	38553	0.9	SI	0.1366062	1.03	17.69	BUENA	ENTRENAR
ELEKTRA	341	43819	444.47	42726	550.3	43704	1386.5	37078	517.64	38553	1.35	NO	0.1366062	10.16	18.963		PREDECIR
GFAMSA	15.5	43819	23.61	42726	16.1	43704	12.1	37078	22.96	38553	0.98	NO	0.1366062	1.01	14.83	MALA	ENTRENAR
LIVEPOOL	147.9	43819	149.07	42726	135.51	43704	100.1	37078	89.65	38553	0.49	NO	0.1366062	5.64	76.82	MUY BUENA	ENTRENAR
POSADASA	24	43819	24.7	42726	20.75	43704	15.9	37078	15.77	38553	0	NO	0.1366062	-4.97	6.15	MALA	ENTRENAR
SANLUISCPO	37.17	43819	9.5	42726	8.3	43704	6	37078	4.47	38553	-0.03	NO	0.1366062	1.03	9.143		PREDECIR
AC	93.63	43819	81.65	42726	96.09	43704	59.42	37078	60.96	38553	0.77	NO	0.1366062	3.85	16.429		PREDECIR
BIMBO	40.81	43819	40.2	42726	33.47	43704	28.4	37078	103.45	38553	0.84	SI	0.1366062	0.93	178.97	BUENA	PROBAR
GMODELOC	120.9	43819	119.54	42726	116.02	43704	88.49	37078	76.6	38553	0.71	NO	0.1366062	3.42	79	BUENA	ENTRENAR
GRUMAB	144.61	43819	98.78	42726	39.17	43704	26.4	37078	23.09	38553	0.85	NO	0.1366062	10.15	54.26	MUY BUENA	ENTRENAR
LALAB	33.73	43819	28.91	42726	0	43704	0	37078	0	38553	0	NO	0.1366062	1.4	11.329		PREDECIR
WALMEXV	32.89	43819	34.26	42726	42.33	43704	38.23	37078	35.09	38553	0.83	SI	0.1366062	1.56	437.28	BUENA	PROBAR
FEMSAUB	113	43819	119	42726	99	43704	78.9	37078	57.99	38553	0.56	NO	0.1366062	4.35	282.26	MUY BUENA	ENTRENAR
KIMBERB	34	43819	37.07	42726	31.87	43704	73.95	37078	73.03	38553	0.99	SI	0.1366062	1.2	28.73	BUENA	ENTRENAR
AEROMEX	21.97	43819	17.96	42726	19.3	43704	23.7	37078	30.6	38553	0.28	NO	0.1366062	0.98	11.2		PREDECIR
ALFAA	36.33	43819	36.62	42726	27.38	43704	152	37078	125.76	38553	1	SI	0.1366062	1.33	206.63	BUENA	PROBAR
ARA	6.09	43819	5.11	42726	4.13	43704	3.91	37078	7.55	38553	0.9	NO	0.1366062	0.07	1.33	MALA	ENTRENAR
GCARSOA1	74.74	43819	69.45	42726	62.55	43704	33.78	37078	38.12	38553	0.65	NO	0.1366062	5.93	83.68	MUY BUENA	ENTRENAR
GEOB	1.66	43819	1.66	42726	15.12	43704	17.5	37078	44.44	38553	1.9	ND	0.1366062	0.44	3.15	MALA	ENTRENAR

ICA	23.5	43819	26.95	42726	32.19	43704	16.94	37078	31.9	38553	1.25	NO	0.1366062	0.97	32.28	BUENA	PROBAR
SAREB	0.54	43819	0.35	42726	0.87	43704	1.19	37078	3.75	38553	1.21	ND	0.1366062	-1.06	-0.087	MALA	PROBAR
URBI	1.57	43819	1.57	42726	8.09	43704	15.93	37078	28.79	38553	0.91	ND	0.1366062	-0.48	0.689	MALA	ENTRENAR
VESTA	28.85	43819	22.74	42726	21.91	43704	19	37078	0	38553	0	NO	0.1366062	2.02	0.221		PREDECIR
ALPEKA	24.01	43819	29.69	42726	35.3	43704	27.89	37078	0	38553	0	NO	0.1366062	0.62	7.028		PREDECIR
CEMEXCPO	16.7	43819	15.34	42726	12.7	43704	7.45	37078	13.43	38553	1.65	SI	0.1366062	-0.69	54.754		PREDECIR
CMOCTEZ	45.95	43819	39.5	42726	31.5	43704	28.52	37078	31.31	38553	0.34	NO	0.1366062	1.85	8.36	BUENA	ENTRENAR
MEXCHEM	53.19	43819	53.76	42726	72.11	43704	43.94	37078	44.42	38553	0.95	NO	0.1366062	0.02	5.51	BUENA	PROBAR
PE&OLES	22.51	43819	0	42726	0	43704	0	37078	0	38553	1.13	NO	0.1366062	7.38	15.476		PREDECIR
VITROA	35.42	43819	33.5	42726	16.71	43704	11.7	37078	15.65	38553	1.19	NO	0.1366062	0.78	22	MUY BUENA	ENTRENAR
AMXL	15.68	43819	15.22	42726	14.9	43704	15.7	37078	35.5	38553	0.95	SI	0.1366062	0.92	796.42	BUENA	PROBAR
AMXA	15.8	43819	15.46	42726	14.9	43704	14.93	37078	35.3	38553	0.95	SI	0.1366062	0.92	796.42	BUENA	ENTRENAR
AZTECACPO	7.24	43819	7	42726	8.54	43704	8.89	37078	8.6	38553	0.34	NO	0.1366062	0.29	54.754		PREDECIR
MXCMCPO	2.97	43819	3.19	42726	3.88	43704	3.63	37078	6.44	38553	1.5	ND	0.1366062	-1.3	15.476		PREDECIR
TV	35.69	43819	29.9	42726	27.12	43704	21.71	37078	26.11	38553	1.39	NO	0.1366062	0.95	5.69	BUENA	PROBAR
BEVIDESA	15	43819	15	42726	15	43704	15	37078	15	38553	0	NO	0.1366062	0.92	0	MALA	PREDECIR
FRAGUAB	249.99	43819	239	42726	225	43704	179	37078	145	38553	0.37	NO	0.1366062	10.25	30.42	MUY BUENA	ENTRENAR
GNMLF	2.78	43819	2.67	42726	2.05	43704	1.95	37078	0	38553	1.07	NO	0.1366062	0.13	0.89881		PREDECIR
ACTINVRB	15.25	43819	14.17	42726	11.95	43704	10.88	37078	11.05	38553	0.05	NO	0.1366062	0.65	4.23	MALA	PREDECIR
BBVA	11.64	43819	12.04	42726	9.58	43704	8.76	37078	10.18	38553	1.33	NO	0.1366062	0.14	15.69	BUENA	PREDECIR
BOLSAA	27.27	43819	29.93	42726	32.59	43704	22.1	37078	26.06	38553	1.03	NO	0.1366062	1.23	2.02	BUENA	ENTRENAR
C	675	43819	633.45	42726	536.45	43704	402.08	37078	583	38553	1.73	SI	0.1366062	4.35	68.16	MUY BUENA	PROBAR
FINAMEXO	40.9	43819	42	42726	13.32	43704	10.45	37078	24	38553	0.1	SI	0.1366062	5	2.5	MUY BUENA	PROBAR
GFNORTEO	88.5	43819	91.36	42726	83.45	43704	43.2	37078	58.49	38553	1.28	NO	0.1366062	5.35	46.21	MUY BUENA	PREDECIR
GFINBURO	40.86	43819	36.93	42726	39.21	43704	25.7	37078	53.34	38553	0.71	SI	0.1366062	2.44	29.92	BUENA	PROBAR
LASEG	1.64	43819	1.64	42726	1.64	43704	1.64	37078	1.64	38553	0	NO	0.1366062	-0.06	0	MALA	PREDECIR
MONEXB	13.35	43819	17.9	42726	17.99	43704	18.1	37078	19.7	38553	0.02	NO	0.1366062	1.5	2.05		PREDECIR
SAN	132.12	43819	118.5	42726	104	43704	104	37078	130.99	38553	1.25	SI	0.1366062	0.55	41.98	BUENA	PREDECIR

Después de elegir y obtener los datos de cada una de las empresas emisoras, se procedió a clasificar 17 de ellas de acuerdo al comportamiento en los datos históricos mensuales con la finalidad de entrenar la red, en la columna “ETIQUETA” se anotó cuales servirían para entrenamiento, cuales para prueba y aquellas que habría que predecir a través de la red neuronal.

Dado que las redes neuronales son flexibles y pueden analizar diferentes combinaciones de entradas y salidas, se requiere:

Realizar pruebas para el procesamiento de los datos y obtener los mejores resultados.

Agrupar los datos que permita satisfacer requisitos específicos

Agregar una columna nueva a la estructura de minería de datos que agrupa los datos numéricos de una manera diferente

Crear un modelo que use la columna nueva para hacer una exploración.

Finalmente, cuando haya aprendido del modelo de red neuronal qué factores tienen el mayor impacto se construye un modelo independiente para la clasificación y evaluación. Se utiliza el software “Neural Tools de Palisade”, que se basa en el modelo de redes neuronales, pero está optimizado para buscar una solución basada en entradas concretas.

Datos tomados de las últimas dos columnas de la matriz de datos históricos

Informe de Entrenamiento-Prueba- Predicción de "Red entrenada en Conjunto de datos número 1

El resultado de Neural Tools se muestra a continuación. De la matriz resultante, se toman para la frontera eficiente las emisoras clasificadas como "MUY BUENAS"

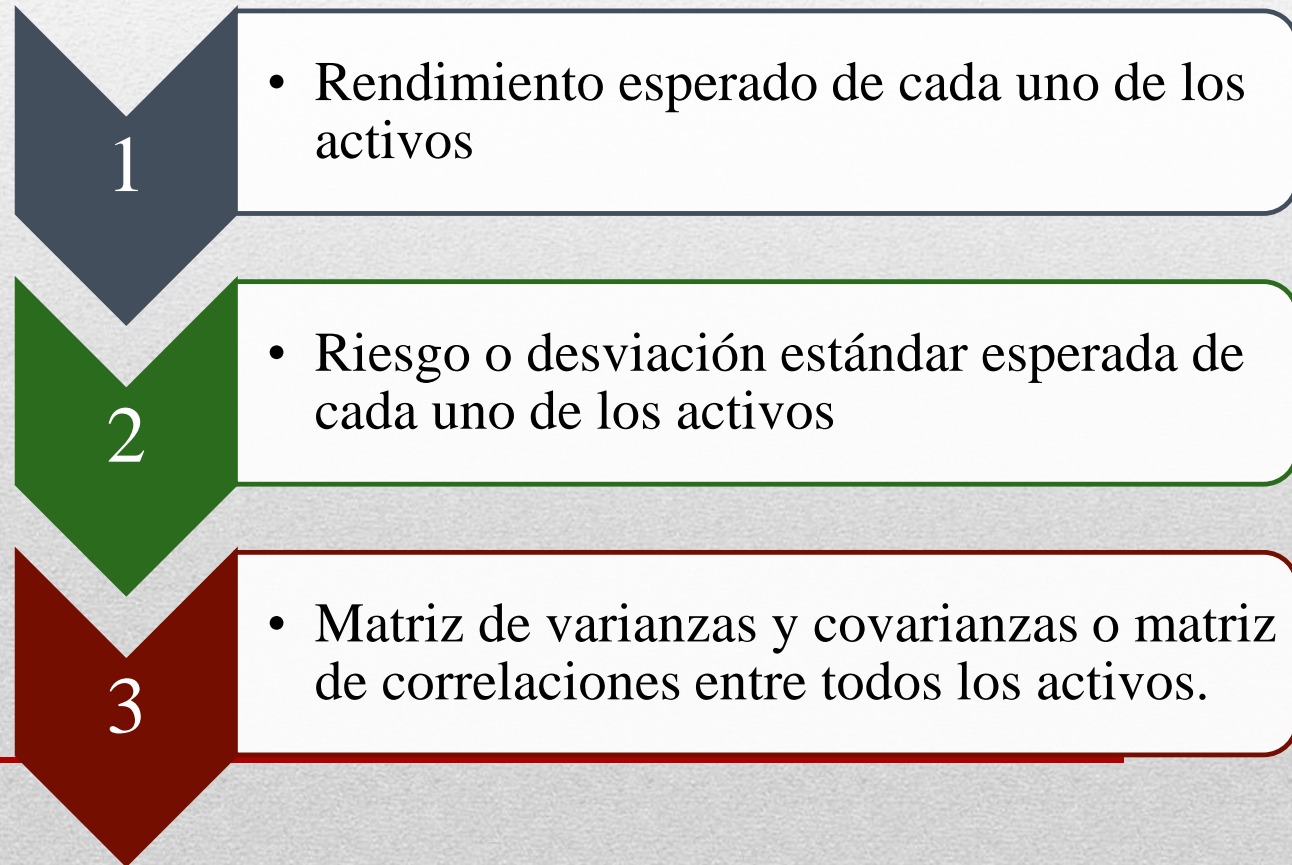
Clasificación	ETIQUETA
BUENA	ENTRENAR
	PREDECIR
MALA	ENTRENAR
MUY BUENA	ENTRENAR
MALA	ENTRENAR
	PREDECIR
	PREDECIR
BUENA	PROBAR
BUENA	ENTRENAR
MUY BUENA	ENTRENAR
	PREDECIR
BUENA	PROBAR
MUY BUENA	ENTRENAR
BUENA	ENTRENAR
	PREDECIR
BUENA	PROBAR
MALA	ENTRENAR
MUY BUENA	ENTRENAR
MALA	ENTRENAR
BUENA	PROBAR
MALA	PROBAR
MALA	ENTRENAR
	PREDECIR
	PREDECIR
	PREDECIR
BUENA	ENTRENAR
BUENA	PROBAR
	PREDECIR
MUY BUENA	ENTRENAR
BUENA	PROBAR
BUENA	ENTRENAR
	PREDECIR
	PREDECIR
BUENA	PROBAR
MALA	PREDECIR

Etiqueta usada	Predicción	Correcto/Incorrecto
entrenar		
predecir	BUENA	
entrenar		
entrenar		
predecir	MALA	
predecir	BUENA	
probar	BUENA	Correcto
entrenar		
entrenar		
predecir	MALA	
probar	BUENA	Correcto
entrenar		
entrenar		
predecir	MALA	
probar	BUENA	Correcto
entrenar		
entrenar		
probar	MUY BUENA	Incorrecto
probar	MALA	Correcto
entrenar		
predecir	MALA	
predecir	MALA	
predecir	MUY BUENA	
entrenar		
probar	BUENA	Correcto
predecir	MALA	
entrenar		
probar	BUENA	Correcto
entrenar		
predecir	MALA	
predecir	MALA	
probar	MUY BUENA	Incorrecto
predecir	MALA	

MUY BUENA	ENTRENAR	entrenar		
	PREDECIR	predecir	MUY BUENA	
MALA	PREDECIR	predecir	MALA	
BUENA	PREDECIR	predecir	MUY BUENA	
BUENA	ENTRENAR	entrenar		
MUY BUENA	PROBAR	probar	MUY BUENA	Correcto
MUY BUENA	PROBAR	probar	MUY BUENA	Correcto
MUY BUENA	PREDECIR	predecir	BUENA	
BUENA	PROBAR	probar	BUENA	Correcto
MALA	PREDECIR	predecir	MALA	
	PREDECIR	predecir	MALA	
BUENA	PREDECIR	predecir	BUENA	

Con las acciones seleccionadas por la red se procede a calcular la frontera eficiente utilizando la herramienta Solver donde se han cargado los modelos matemáticos que sirven para hallar los valores de rentabilidad y riesgo del portafolio compuesto de 11 valores de renta variable, con la disposición de cinco períodos de datos de rentabilidad para cada valor.

Con los resultados anteriores se inicia el cálculo de la frontera eficiente determinando los activos elegibles con los siguientes datos:



INFORMACION HISTORICA

AÑO	LIVEPOOL	GRUMAB	FEMSAUB	GCARSOA1	ICA	CEMEXCPO	FRAGUAB	TV	GNMLF	C	FINAMEXO
2010	53.25%	0.39%	5.44%	94.89%	4.59%	-13.35%	11.55%	25.29%	0.00%	28.19%	54.84%
2011	11.66%	14.34%	36.06%	-11.39%	-46.90%	-44.53%	23.45%	-16.85%	0.00%	-31.03%	-12.92%
2012	35.37%	48.37%	25.48%	85.17%	90.02%	70.47%	25.70%	24.92%	5.13%	33.42%	27.46%
2013	10.01%	152.18%	20.20%	11.03%	-16.28%	20.79%	6.22%	10.25%	30.24%	18.08%	-21.17%
2014	-0.78%	46.40%	-5.04%	7.62%	-12.80%	8.87%	4.60%	19.36%	4.12%	6.56%	-2.62%
Rendimiento esperado	21.90%	52.34%	16.43%	37.46%	3.73%	8.45%	14.30%	12.59%	7.90%	11.04%	9.12%
Desviación estándar	19.62%	53.22%	14.58%	43.70%	46.23%	38.16%	8.72%	15.69%	11.37%	22.95%	28.17%

Se procede a generar la matriz de varianzas y covarianzas con operaciones matriciales de Excel: $MMULT (TRANSPONER(diferencia de matrices)/5)$

MATRIZ DE VARIANZAS Y COVARIANZAS

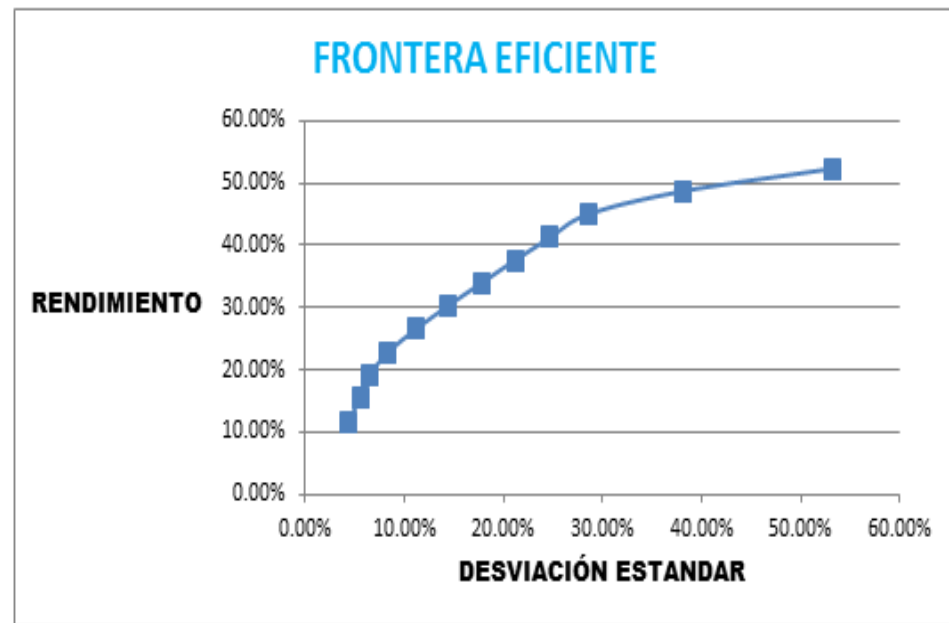
	LIVEPOOL	GRUMAB	FEMSAUB	GCARSOA1	ICA	CEMEXCPO	FRAGUAB	TV	GNMLF	C	FINAMEXO
LIVEPOOL	0.0385	-0.0469	0.0004	0.0787	0.0464	0.0108	0.0058	0.0148	-0.0077	0.0258	0.0507
GRUMAB	-0.0469	0.2833	0.0059	-0.0756	-0.0073	0.0826	-0.0200	0.0027	0.0595	0.0270	-0.0913
FEMSAUB	0.0004	0.0059	0.0213	-0.0123	0.0011	-0.0040	0.0098	-0.0152	0.0014	-0.0138	-0.0126
GCARSOA1	0.0787	-0.0756	-0.0123	0.1910	0.1532	0.0791	0.0088	0.0523	-0.0136	0.0811	0.1146
ICA	0.0464	-0.0073	0.0011	0.1532	0.2137	0.1552	0.0168	0.0500	-0.0046	0.0802	0.0708
CEMEXCPO	0.0108	0.0826	-0.0040	0.0791	0.1552	0.1456	0.0036	0.0404	0.0139	0.0666	0.0186
FRAGUAB	0.0058	-0.0200	0.0098	0.0088	0.0168	0.0036	0.0076	-0.0042	-0.0045	-0.0038	0.0048
TV	0.0148	0.0027	-0.0152	0.0523	0.0500	0.0404	-0.0042	0.0246	0.0004	0.0337	0.0289
GNMLF	-0.0077	0.0595	0.0014	-0.0136	-0.0046	0.0139	-0.0045	0.0004	0.0129	0.0062	-0.0174
C	0.0258	0.0270	-0.0138	0.0811	0.0802	0.0666	-0.0038	0.0337	0.0062	0.0527	0.0392
FINAMEXO	0.0507	-0.0913	-0.0126	0.1146	0.0708	0.0186	0.0048	0.0289	-0.0174	0.0392	0.0794

Se crea la matriz de ponderaciones la cual representa las proporciones de cada acción en el portafolio. La Matriz de ponderaciones es una matriz del tipo 1xn donde n es el número de acciones de la matriz. La condición es que la suma de todas las ponderaciones deben ser igual al 100%.

EMISORAS	PORTAFOLIO DE VALORES DE VARIANZA MINIMA	PORT 2	PORT 3	PORT 4	PORT 5	PORT 6	PORT 7	PORT 8	PORT 9	PORT 10	PORT 11	PORT 12
LIVEPOOL	0.00%	0.00%	11.44%	28.92%	23.45%	16.02%	8.36%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
GRUMAB	0.00%	4.66%	10.95%	16.59%	22.11%	27.52%	32.51%	36.00%	42.91%	50.38%	75.18%	100.00%
FEMSAUB	0.00%	15.17%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	4.03%	24.92%	12.28%	0.00%	0.00%	0.00%
GCARSOA1	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	8.67%	18.15%	28.03%	39.08%	44.81%	49.62%	24.82%	0.00%
ICA	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
CEMEXCPO	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
FRAGUAB	50.16%	44.62%	64.79%	54.50%	45.78%	38.31%	27.07%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
TV	12.72%	27.79%	12.82%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
GNMLF	34.81%	7.76%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
FINAMEXO	2.32%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Suma de ponderaciones	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
Rendimiento Objetivo	11.74%	15.43%	19.12%	22.81%	26.50%	30.19%	33.88%	37.57%	41.26%	44.95%	48.64%	52.34%
rendimiento esperado	11.74%	15.43%	19.12%	22.81%	26.50%	30.19%	33.88%	37.57%	41.26%	44.96%	48.64%	52.34%
Desviación estándar	4.29%	5.56%	6.45%	8.36%	11.11%	14.31%	17.71%	21.11%	24.70%	28.48%	37.90%	53.22%

Este resultado brinda el primer portafolio dentro de la frontera eficiente el cual, representa el punto de menor riesgo posible de la inversión.

Finalmente se procede a la Optimización de proporciones de inversión



CALCULO DE LAS PROPORCIONES OPTIMAS PARA UN NIVEL ACEPTADO DE RIESGO

	PORT 1	PORT 2	PORT 3	PORT 4	PORT 5	PORT 6	PORT 7	PORT 8	PORT 9	PORT 10	PORT 11	PORT 12	
1 Rentabilidad frontera eficiente	0.1174	0.154	0.1912	0.228	0.265	0.3019	0.3388	0.376	0.4126	0.4496	0.4864	0.5234	
2 Celdas cambiantes	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
3 Celdas unitarias	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
4 Riesgo frontera eficiente	0.0429	0.056	0.0645	0.084	0.1111	0.1431	0.1771	0.211	0.247	0.2848	0.379	0.5322	

	PORT 1	PORT 2	PORT 3	PORT 4	PORT 5	PORT 6	PORT 7	PORT 8	PORT 9	PORT 10	PORT 11	PORT 12	CALCULO
1	0.1174	0.154	0.1912	0.228	0.265	0.3019	0.3388	0.376	0.4126	0.4496	0.4864	0.5234	
2	0	0	0	0	0.7735	0	0	0	0	0.2265	0	0	0.20499
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
4	0.0429	0.056	0.0645	0.084	0.1111	0.1431	0.1771	0.211	0.247	0.2848	0.379	0.5322	0.00416

Datos para Solver

Restricciones suma de pesos=1

Riesgo determinado por el inversionista para ejemplo 0.1111

varianza= 0.00416

Desv.estandar=0.0645

En el ejemplo anterior, se observa que al mismo nivel de riesgo, la rentabilidad mejora de 19.12% a 20.499% con el mismo nivel de riesgo, no en todos los niveles de riesgo es posible afinar o mejorar la rentabilidad bajo este último método de Optimización.

Conclusiones

Los resultados obtenidos comprobaron la hipótesis de nuestra investigación, la cual planteó que es posible obtener rendimientos superiores al mercado mediante herramientas de inteligencia artificial como lo son las redes neuronales.

Las RNA como herramienta para la clasificación y predicción han resultado de interés reciente para muchos autores. En este trabajo se proporciona una metodología alternativa de guía para tener éxito en la clasificación de información con grado de incertidumbre que aunado al manejo de la frontera eficiente facilite a los decisores financieros una guía para mejorar el rendimiento versus riesgo y optimizar un conjunto de portafolios, es decir, aquellos portafolios que para un riesgo dado se obtiene un máximo rendimiento, o bien, para un rendimiento deseado, se obtiene un mínimo riesgo.

AGRADECEMOS SU ATENCIÓN

Gabriela Sánchez Trujillo
magdags@ueh.edu.mx

Ma. de Lourdes García Vargas
ada_17_lds@hotmail.com

Lázaro Jaime Garrido López
jlgarrido@hotmail.com

Escuela Superior Tepeji
Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo