



Revista de Gestión Empresarial
y Sustentabilidad

<http://rges.umich.mx>



Panorama Global del Pronóstico de Tendencias con Modelos Univariados en el Mercado Accionario

Efraín Jaramillo Benhumea¹
Filiberto Enrique Valdés Medina²
Pedro Enrique Lizola Margolis³

¹Universidad Autónoma del Estado de México, cle_ejb@yahoo.com.mx

²Universidad Autónoma del Estado de México, filibertovalmed@yahoo.com.mx

³Universidad Autónoma del Estado de México, plizola@gmail.com

Panorama Global del Pronóstico de Tendencias con Modelos Univariados en el Mercado Accionario

Resumen

El deseo de manejar adecuadamente las inversiones es un elemento fundamental en el área financiera. La volatilidad del mercado accionario sumado al riesgo que este lleva consigo, genera la necesidad de pronosticar adecuadamente los patrones de comportamiento. En este estudio buscamos inicialmente presentar un panorama global sobre el estudio de patrones de comportamiento de series de tiempo, para después de la misma manera presentar algunos modelos cuantitativos clásicos que han servido de base para el pronóstico de series, con este panorama presentamos algunas medidas de evaluación del desempeño de estos modelos, basadas todas ellas en los errores de pronóstico, para finalizar presentando dos ejemplos reales de aplicación.

Palabras clave: Pronósticos, Modelos Cuantitativos, Patrones de Tendencia, Errores de Pronóstico.

Abstract

The desire to properly manage investments is a fundamental element in the financial area. The volatility of the stock market, coupled with the risk that it carries, creates the need to adequately forecast behavior patterns.

In this study we initially sought to present a global overview of the study of time series behavior patterns, and after the same way present some classic quantitative models that have served as the basis for the series forecast, with this panorama we present some measures of evaluation of the performance of these models, all based on forecast errors, to finish by presenting two real examples of application.

Keywords: Forecasts, Quantitative Models, Trend Patterns, Forecast Errors.

Introducción

Los mercados financieros han sufrido toda la vida un conjunto de cambios vertiginosos, recibiendo impactos constantes de diversas variables tanto macroeconómicas como microeconómicas, lo que hace redefinir su rumbo y dirección. Pero no solo los mercados financieros viven en un mundo de constante evolución, la vida como tal nos enfrenta cada día a un sin número de retos que nos hacen cambiar y ajustar nuestros objetivos futuros. Esas variables generan efectos que trabajan como generadoras de corrientes que nos arrastran, pareciera ser, a rumbos nuevos, desconocidos e inciertos.

Todos estos cambios en el entorno parecieran ser tan rápido que no nos permite ajustar adecuadamente nuestra toma de decisiones y en los mercados financieros sucede igual, se toman en muchas ocasiones decisiones apresuradas por los efectos que se viven en un mercado tan volátil y fugaz. Pareciera que no vimos venir los cambios, pero lo que sucede realmente es que no pusimos atención en las señales que se estaban generando, muchas veces no observamos los detalles del entorno, esas señales que nos indicaban la llegada de algo mayor. En los Mercados Financieros se generan muchos indicadores, algunos parecieran pequeños e insignificantes, muchos otros son más grandes, pero finalmente todos nos preparan para un nuevo rumbo. Lo importante es saberlos leer y comprender a tiempo, una adecuada lectura nos colocará en una situación más ventajosa de aquellos que no lo hicieron.

Generar pronósticos según Pérez (2006), es un factor relevante en muchas empresas, intentar predecir los comportamientos futuros de diversas variables prepararan a las empresas a afrontar de mejor manera un futuro cercano. Cualquier organización debería ser capaz de generar predicciones para tomar decisiones más adecuadas en diversas áreas.

En el área financiera se debería predecir las tasas de interés, de modo que las diversas adquisiciones nuevas se planifiquen y financien. Los financieros deberían predecir tanto entradas como salidas con el objeto de tener un mejor panorama futuro del flujo de efectivo y mejorar la liquidez de la empresa.

Según Hanke (2010) los pronósticos son absolutamente necesarios para avanzar en el ambiente de negocios actual, siempre cambiante y altamente interactivo.

No podemos olvidar que el simple hecho de mencionar pronósticos, estamos hablando de un concepto que encierra incertidumbre, no podemos establecer métodos cien por ciento confiables, pero a pesar de las imprecisiones inherentes al intentar predecir el futuro menciona Hanke (2010) los pronósticos necesariamente guían el establecimiento de políticas y la planeación.

Para elaborar pronósticos no basta solo con la aplicación de un método, se debe tener información clara y válida de los hechos que han ocurrido en el pasado, con el objeto de analizarla y basar su predicción en los resultados del análisis.

Para Wilson (2007), la cantidad y el tipo de datos necesarios para el desarrollo de los pronósticos pueden variar mucho de una situación a otra, por lo que es necesario comprender adecuadamente el objeto de nuestra predicción.

La información que se recolecta puede ser Transversal o una Serie de Tiempo, una serie Transversal consta de valores observados en un punto específico de tiempo, mientras que una Serie de Tiempo son valores de la variable ordenados cronológicamente.

Es por esto, que la información que se recolecte de la variable en estudio es de vital importancia, en este capítulo abordamos métodos univariados que utilizan series de tiempo como base. De acuerdo con Bowerman (2007), una serie de tiempo es una sucesión cronológica de observaciones de una variable en particular.

Los datos que se usan con más frecuencia según Wilson (2007) para el pronóstico son las series de tiempo. Estas series presentan una amplia variedad de patrones o componentes, los cuales es preciso identificar adecuadamente. Los componentes que pueden ser identificados son los siguientes:

- a. Tendencia
- b. Estacionalidad
- c. Ciclos
- d. Irregularidad

La tendencia es el componente que se refiere al movimiento que sufre una serie tanto hacia arriba o hacia abajo, lo cual nos ayuda a reflejar el crecimiento o decrecimiento de la

variable. Cuando a lo largo del tiempo la serie se comporta de manera plana o constante, se dice que la serie es estacionaria.

La estacionalidad según Hamilton (1994) es el componente que representa las variaciones regulares del nivel de los datos que se repite cada año. Esto es, refleja las fluctuaciones que presenta una variable a través del tiempo y que se repiten año tras año aproximadamente en los mismos periodos de tiempo.

El componente cíclico refleja los movimientos hacia arriba o hacia abajo alrededor de la tendencia a largo plazo. Refleja las fluctuaciones a través del tiempo que tienen una duración desde 2 años hasta 10 años o más, medido de mínimo a mínimo o de máximo a máximo.

El elemento irregular son los movimientos erráticos en una serie de tiempo las cuales siguen un patrón indefinido y que no son parte de los otros tres componentes, por eso según Box (2015) son fluctuaciones aleatorias difíciles de capturar en un modelo de pronóstico.

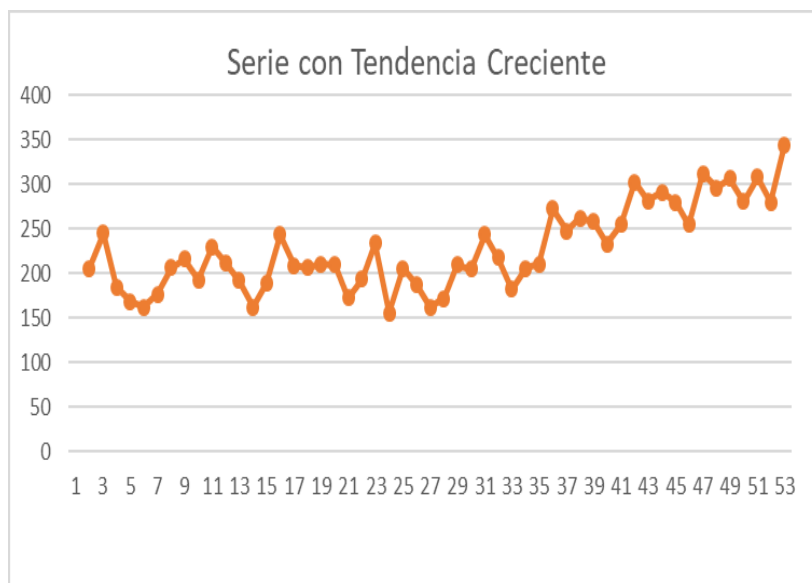
Para identificar estos componentes es fundamental el uso de herramientas gráficas, particularmente el gráfico de línea. A continuación, se busca ilustrar estos componentes en las siguientes figuras.

Figura 1. Serie con Tendencia Estacionaria.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 2. Serie con Tendencia Creciente



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 3. Serie con Estacionalidad en 3 años observaciones mensuales.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 4. Serie con Ciclos con 24 observaciones anuales.



Fuente: Elaboración Propia.

Desarrollo.

Existen una amplia gama de métodos estadísticos para la elaboración de pronósticos, según Shin (2017) estos se dividen en Cualitativos y Cuantitativos. En los métodos Cualitativos se usa las opiniones de expertos para establecer los pronósticos, mientras que en los métodos Cuantitativos requieren del análisis de la información histórica de una o más variables para poder pronosticar valores. Estos métodos Cuantitativos se dividen en 2 grupos, los Causales y los Univariados. Los Univariados predicen valores futuros en base solo al comportamiento histórico de la variable, mientras que los Causales pronostican el comportamiento de una variable en base a la relación que tenga con otras variables.

Adicionalmente existen un conjunto de técnicas cuantitativas que se desarrollan y aplican continuamente para comprender los patrones históricos y técnicamente para mejorar los pronósticos, tal es el caso que analiza Villada (2012) utilizando Redes Neuronales Artificiales para el pronóstico del precio de acciones en el Mercado de Colombia encontrando ajustes adecuados, de igual manera Cruz (2009) utiliza Redes Neuronales para el Pronóstico del Mercado de Valores Colombiano y Ortiz (2013) registra los comportamientos de las Redes Neuronales Diferenciales para pronóstico de índices accionarios DAX y S&P 500. Por otra parte, Casas (2008) presenta modelos ARCH, GARCH y EGARCH como modelos alternativos para el análisis de series financieras.

En otro contexto, Díaz Mata (2008) utiliza técnicas fractales, particularmente análisis de rangos redimensionados, en el análisis del mercado accionario bursátil mexicano, llegando a la conclusión que estos métodos fractales están en sus inicios y aún falta mucho que caminar para lograr mejorar pronósticos de comportamiento de los precios de valores bursátiles que estén por encima del promedio, así como Ramírez (2003) utiliza Modelos de Markov de segundo orden para elaboración de pronósticos que no basan en el supuesto de normalidad.

En base a todo lo descrito, observamos las diferentes vertientes de este tipo de estudios, y nos apegaremos al principio de parsimonia, el cual implica que, cuando dos teorías en igualdad de condiciones tienen las mismas consecuencias, la teoría más simple tiene más probabilidades de ser correcta que la compleja, por lo que en este trabajo abordaremos Métodos Univariados para la elaboración de pronósticos.

De acuerdo con Bowerman (2007), se deben analizar los datos para poder identificar un patrón que se pueda utilizar para describirlo, luego ese patrón se extrapola hacia el futuro con el objeto de preparar un pronóstico y se apoya en el supuesto de que el patrón que se identificó sigue siendo el mismo en el futuro.

Podemos observar entonces, que la identificación de los patrones es un factor clave en el proceso, pues nos permitirá seleccionar adecuadamente los Métodos de Pronóstico a utilizar. Cabe señalar que otros factores relevantes son el periodo del pronóstico (Corto, Mediano o Largo Plazo) y la disponibilidad de la información con la que se cuenta.

En la Figura 5, se presenta un resumen de diferentes métodos de pronóstico en base al patrón, el periodo y la información recolectada.

Figura 5. Métodos de Pronósticos Univariados.

MÉTODO	PATRÓN	HORIZONTE	OBSERVACIONES
Promedios Móviles	Estacionario	Corto Plazo	Debe ser igual a los periodos en el promedio móvil.
Suavización Exponencial Simple	Estacionario	Corto Plazo	5 a 10

Suavización Exponencial Doble de un Parámetro (Brown)	Con Tendencia o Creciente o Decreciente	Corto a Mediano Plazo	Mínimo de 10 a 15
Suavización Exponencial Doble de dos Parámetros (Holt)	Con Tendencia o Creciente o Decreciente	Corto a Mediano Plazo	Mínimo de 10 a 15
Suavización Exponencial Triple (Winters)	Tendencia y Estacionalidad	Corto a Mediano Plazo	Cuando menos 4 o 5 por estación
Descomposición Multiplicativa	Con la capacidad de manejar Tendencia, Estacionalidad (Creciente o Decreciente) y Ciclos.	Corto, Mediano y Largo Plazo	Suficientes para observar al menos dos picos y dos valles en el ciclo.
Descomposición Aditiva	Con la capacidad de manejar Tendencia, Estacionalidad (Constante) y Ciclos.	Corto, Mediano y Largo Plazo	Suficientes para observar al menos dos picos y dos valles en el ciclo.
Curvas de Crecimiento	Tendencia	Corto y Mediano Plazo	Al menos 10

Fuente: Adaptado de Wilson (2007)

Metodología en la Medición de los Errores de Pronóstico

El simple concepto de pronosticar nos lleva necesariamente a comprender que no tenemos la certeza de estos, pues se elaboran dentro de marco de incertidumbre. El propio componente de irregularidad que existe en las series de tiempo quiere indicarnos que es de

esperarse algún error en nuestros pronósticos. Pero no solo el componente irregular causa incertidumbre, de acuerdo con Box (2015) también la exactitud con que se puedan medir y modelar los otros componentes de la serie, influyen en la magnitud de los errores.

Nuestro estudio nos lleva a la necesidad de poder evaluar o medir los errores que generan los métodos de pronósticos. Existen algunas herramientas que nos permiten medir la magnitud de los errores, entre ellas abordaremos la Desviación Media Absoluta (DMA), el Error Cuadrado Medio (ECM) y la Desviación Porcentual Media Absoluta (DPMA).

La Desviación Media Absoluta promedia las magnitudes absolutas de los errores del pronóstico y se encuentra en las mismas unidades que la serie original, proporcionándonos según Hanke (2010) un tamaño promedio de los errores sin importar la dirección.

$$DMA = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|$$

El Error Cuadrado Medio promedia el cuadrado de los errores del pronóstico, este enfoque penaliza los errores grandes del modelo, ya que estos están elevados al cuadrado y por consiguiente crecen, por otro lado, no impacta tanto a aquellos errores que son pequeños.

$$ECM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2$$

La Desviación Porcentual Media Absoluta se calcula obteniendo el error absoluto de cada periodo y dividiéndolo entre la observación real del mismo periodo, y promediando estos cocientes. A veces según Hanke (2010) es más útil calcular los errores de pronóstico en términos de porcentajes en vez de cantidades. Adicionalmente podemos indicar que facilita la comparación de diferentes series de tiempo con valores de distintas magnitudes.

$$DPMA = \left[\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(|Y_t - \hat{Y}_t|)}{Y_t} \right] * 100$$

En retrospectiva podemos indicar que los Modelos Univariados de Pronóstico se basan en los datos históricos y estas medidas nos ayudan a evaluar que tan bien nuestros modelos se ajustan a los datos o en otras palabras que tan bien se ajustan a la muestra.

Aquel modelo que tenga la capacidad de ajustarse de mejor manera a los datos históricos, esto es, el modelo que presente la medida de error más pequeña será el que podría o debería ser utilizado para pronosticar el futuro comportamiento de la variable en estudio.

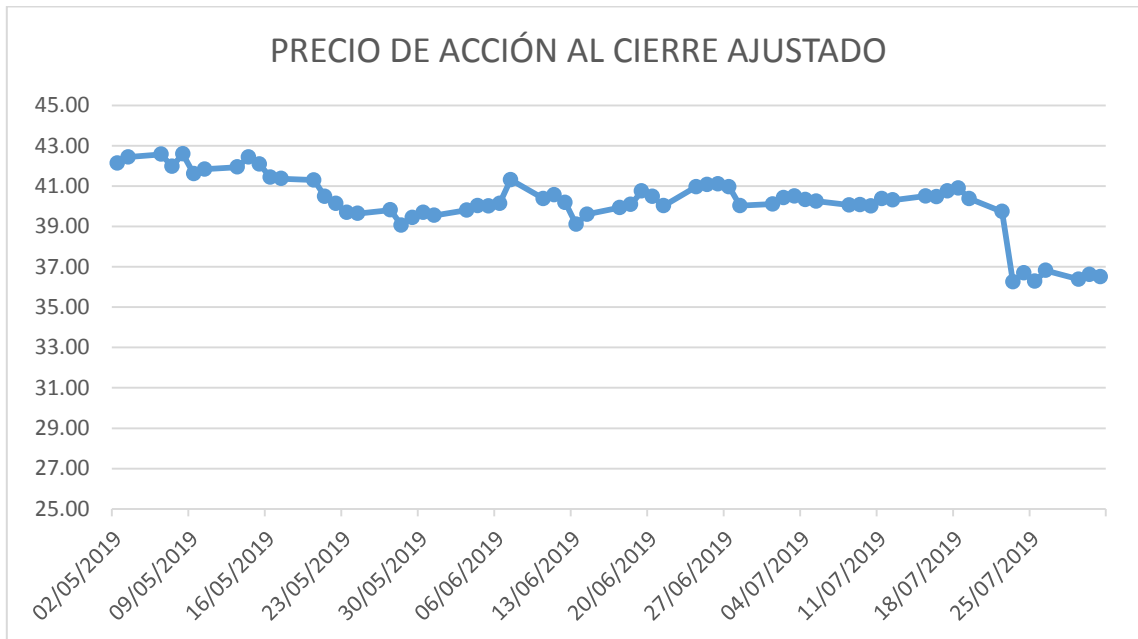
Particularmente se recomienda no utilizar todas las medidas antes descritas, ya que para ciertos casos es posible que un Modelo presente un ECM mayor que otro y a la vez tenga un DPMA menor al otro Modelo, esto llevaría al tomador de decisiones a realizar un análisis posterior de la conveniencia de una medida u otra para el tipo de estudio en particular.

Resultados del Análisis de la Tendencia de las Series de Tiempo.

Como se ha mencionado, una serie de tiempo la tendencia representa un crecimiento o decrecimiento persistente y de larga duración. Por lo que, en una serie de tiempo con tendencia, el nivel de la serie no permanecerá constante. Se analizan dos casos, el primero una serie con Tendencia Creciente o Decreciente y el segundo una Serie Estacionaria.

A continuación, en el Gráfico 1, presentamos el Precio Diario de una Acción al Cierre Ajustado (BIMBOA.MX), de los meses mayo a julio 2019, en el gráfico podemos observar que el precio de la acción presenta una ligera Tendencia Decreciente sin Estacionalidad ni Ciclos observables.

Gráfico 1. Precio Diario al Cierre Ajustado BIMBOA.MX



Fuente: Elaboración Propia.

Derivado de esto, se recomienda para explicar este patrón, utilizar la Suavización Exponencial Doble de dos Parámetros (Método de Holt) y la Suavización Exponencial Doble de un Parámetro (Método de Brown).

En la figura 6 se presenta un corte del Modelo realizado en Excel del Método de Holt, con Alfa de 0.8455 y Beta de 0.0139 optimizados y obteniendo un valor de DPMA de 0.99%

Figura 6. Modelo Desarrollado de Suavización Exponencial Doble de 2 Parámetros (Holt).

DATE	Id	ADJ. CLOSE	Lt	Bt	Ŷ (Pronostico)	error
	0		42.3388274	0.09549191		
02/05/2019	1	42.14	42.1599403	0.09665661	42.2433355	0.00234023
03/05/2019	2	42.44	42.3831431	0.09218943	42.0632837	0.00891311
06/05/2019	3	42.58	42.5354451	0.08877484	42.2909536	0.00679076
07/05/2019	4	41.99	42.0574709	0.09421043	42.4466703	0.0109629
08/05/2019	5	42.59	42.4931991	0.08680926	41.9632605	0.01471565

09/05/2019	6	41.61	41.7330045	0.09621382	42.4063898	0.01913936
10/05/2019	7	41.84	41.808614	0.09381412	41.6367907	0.00485682
13/05/2019	8	41.94	41.9052166	0.09115474	41.7147999	0.00536955
14/05/2019	9	42.44	42.343322	0.08376305	41.8140619	0.01474875
15/05/2019	10	42.09	42.1161887	0.08576537	42.2595589	0.00402849
16/05/2019	11	41.44	41.531191	-0.0927377	42.0304233	0.01424769
ALFA	0.84554839					
BETA	0.01396609					
DPMA	0.99%					
DMA	0.3945					

Fuente: Elaboración Propia

En la figura 7 se presenta un corte del Modelo realizado en Excel del Método de Brown, con Alfa 0.3536 optimizado y obteniendo un valor de DPMA de 1.161%

Figura 7. Modelo Desarrollado de Suavización Exponencial Doble de 1 Parámetro (Brown).

OBS	Y	S1	S2	Ŷ (Pronostico)	ERROR
0		42.5133617	42.6878959		
02/05/2019	42.14	42.3829908	42.5800695	42.2433355	0.00234023
03/05/2019	42.44	42.4037067	42.5177007	42.0780857	0.00856435
06/05/2019	42.58	42.4660881	42.4994484	42.227344	0.00828464
07/05/2019	41.99	42.2964437	42.427658	42.4144756	0.01019611
08/05/2019	42.59	42.4002568	42.4179678	42.093439	0.0116591
09/05/2019	41.61	42.1207912	42.3128744	42.3728556	0.01833344
10/05/2019	41.84	42.0214924	42.2098303	41.8236145	0.00039162
13/05/2019	41.94	41.9926731	42.1330349	41.7301103	0.0050045
14/05/2019	42.44	42.1508652	42.1393404	41.7755159	0.015657
15/05/2019	42.09	42.1293408	42.1358042	42.1686954	0.00186969
16/05/2019	41.44	41.8855624	42.0473088	42.1193413	0.0163934
ALFA	0.35363942	DPMA	1.161%		

1-ALFA	0.64636058	DMA	0.4574
--------	------------	-----	--------

Fuente: Elaboración Propia.

Comparando ambos modelos, nos podemos percatar que el valor de DPMA en el Modelo de Holt es de 0.99% lo que es menor al valor arrojado en el Modelo de Brown el cual fue de 1.161%, indicándonos que el Modelo que mejor explico el Patrón de Datos Histórico es el Modelo de Holt, por lo que es recomendable utilizarlo para generar pronósticos en el precio de la acción.

Adicionalmente se realizó un comparativo con DMA para ambos modelos, en primera instancia el DMA calculado en el método de Holt presentó un valor de 0.3945, mientras que el arrojado por el Método de Brown fue de 0.4574. Con estos resultados podemos observar que el Método de Holt presenta un error promedio en el precio de la acción de solo 39.45 centavos, el cual es inferior al presentado por el Método de Brown.

En la figura 8, se presenta el Pronóstico para la primera semana de agosto de la acción y se compara contra los precios reales al cierre ajustados que presentó la acción, encontrando un alta grado de acercamiento entre lo real y lo pronosticado. De tal manera que el DMA del pronóstico es tan solo de 0.4523, esto es tenemos un error promedio en el pronóstico del precio de la acción de 45.23 centavos, ligeramente mayor por 5.78 centavos respecto al ajuste en el patrón histórico de la serie de precios.

Figura 8. Pronóstico usando Holt para la primera semana de agosto 2019.

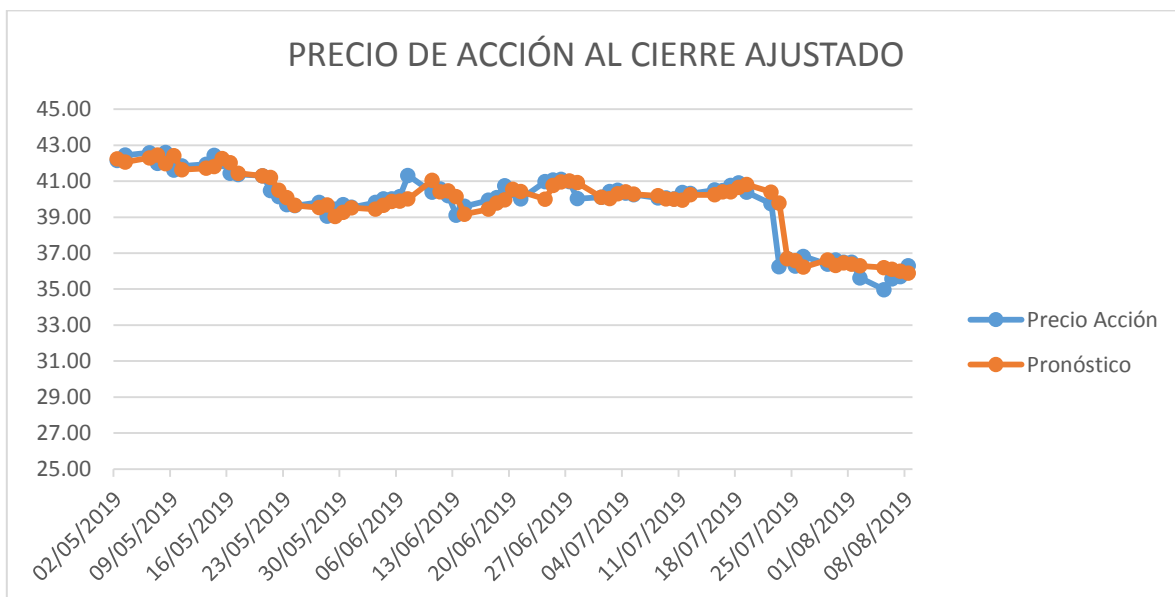
DATE	Id	ADJ. CLOSE	Ŷ (Pronostico)
01/08/2019	66	36.500	36.394
02/08/2019	67	35.630	36.294
05/08/2019	68	34.970	36.193
06/08/2019	69	35.570	36.093
07/08/2019	70	35.700	35.993
08/08/2019	71	36.290	35.893

Fuente: Elaboración Propia.

El pronóstico se realizó para una semana de observaciones, debido a que tomando la referencia de la figura 5, ambos modelos (Suavización Exponencial Doble de un Parámetro y Suavización Exponencial Doble de 2 parámetros) se recomiendan en una proyección de Corto Plazo a Mediano Plazo.

En la gráfica 2 presentamos las dos series de datos, la serie de los precios reales al cierre ajustados de la acción y la serie de la estimación realizada por el Modelo de Suavización Exponencial Doble de 2 Parámetros (Holt), el cual se consideró como el mejor en función de sus Medidas de Evaluación de Errores, en ella podemos observar el ajuste adecuado que hace al patrón observado y estimado.

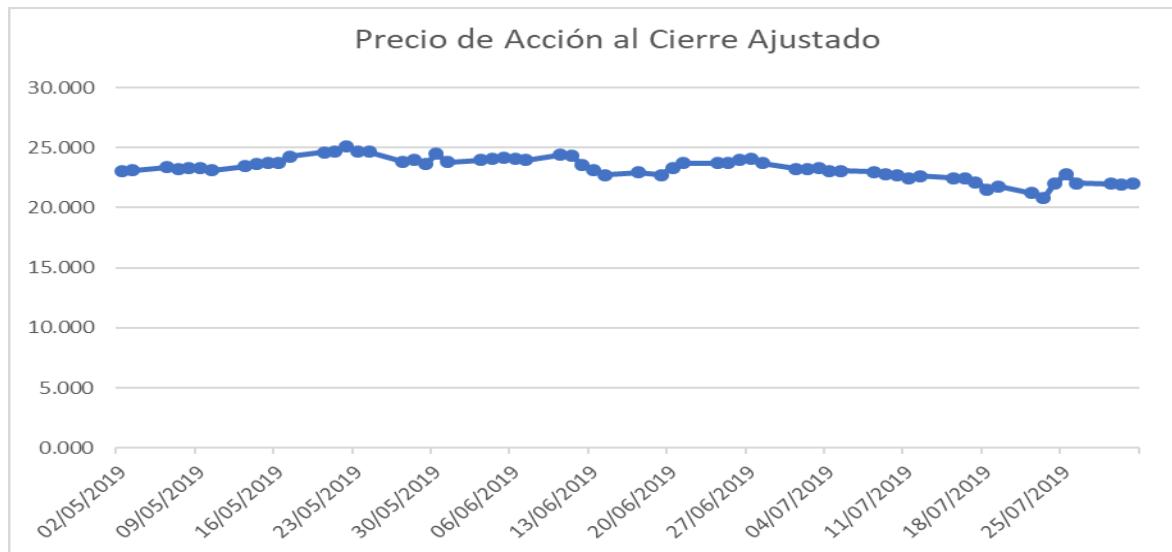
Gráfico 2. Series de precios Reales y Pronosticados.



Fuente: Elaboración Propia.

A continuación, en el Gráfico 3, presentamos el Precio Diario de una Acción al Cierre Ajustado (GMXT.MX), de los meses mayo a julio 2019, en el gráfico podemos observar que el precio de la acción presenta una Tendencia Constante (Estacionaria), sin Estacionalidad ni Ciclos observables.

Gráfico 3. Precio Diario al Cierre Ajustado GMXT.MX



Fuente: Elaboración Propia.

Derivado de esto, se recomienda para explicar este patrón, utilizar la Suavización Exponencial Simple y Promedios Móviles Simples.

En la figura 9 se presenta un corte del Modelo realizado en Excel del Método de Suavización Exponencial Simple, con Alfa de 0.32 optimizado y obteniendo un valor de DPMA de 1.67%.

Figura 9. Modelo Desarrollado de Suavización Exponencial Simple.

Date	Adj Close	St	Ŷ (Pronostico)	Error
0		23.852		
02/05/2019	23.070	23.602	23.852	0.033916698
03/05/2019	23.099	23.441	23.602	0.021750657
06/05/2019	23.366	23.417	23.441	0.003205058
07/05/2019	23.218	23.353	23.417	0.008576329
08/05/2019	23.297	23.335	23.353	0.002419412
09/05/2019	23.297	23.323	23.335	0.0016452
10/05/2019	23.109	23.255	23.323	0.00925091
13/05/2019	23.455	23.319	23.255	0.008545174

14/05/2019	23.682	23.435	23.319	0.015350207
15/05/2019	23.702	23.521	23.435	0.011263203
16/05/2019	23.712	23.582	23.521	0.008072453
ALFA	0.32			
DPMA	1.67%			
DMA	0.3863			

Fuente: Elaboración Propia.

En la figura 10 se presenta un corte del Modelo realizado en Excel del Método de Promedios Móviles Simples, con L=3 optimizado y obteniendo un valor de DPMA de 1.161%

Figura 10. Modelo Desarrollado de Promedios Móviles Simples.

Date	Adj Close	MA L=3	$\tilde{Y}$ (Pronostico)
02/05/2019	23.070		
03/05/2019	23.099		
06/05/2019	23.366	23.178	
07/05/2019	23.218	23.228	23.178
08/05/2019	23.297	23.294	23.228
09/05/2019	23.297	23.271	23.294
10/05/2019	23.109	23.234	23.271
13/05/2019	23.455	23.287	23.234
14/05/2019	23.682	23.416	23.287
15/05/2019	23.702	23.613	23.416
16/05/2019	23.712	23.699	23.613
DPMA	1.55%		
DMA	0.35891899		

Fuente: Elaboración Propia.

Comparando ambos modelos, nos podemos percatar que el valor de DPMA en el Modelo de Suavización Exponencial Simple es de 1.67% lo que es mayor al valor arrojado en el

Modelo de Promedios Móviles Simples el cual fue de 1.55%, indicándonos que el Modelo que mejor explico el Patrón de Datos Histórico es el Modelo de Promedios Móviles Simples, por lo que es recomendable utilizarlo para generar pronósticos en el precio de la acción.

Adicionalmente se realizó un comparativo con DMA para ambos modelos, en primera instancia el DMA calculado en el Método de Suavización Exponencial Simple presentó un valor de 0.3863, mientras que el arrojado por el Método de Promedios Móviles Simples fue de 0.3589. Con estos resultados podemos observar que el Método de Promedios Móviles Simples presenta un error promedio en el precio de la acción de solo 35.89 centavos, el cual es inferior al presentado por el Método de Suavización Exponencial Simple.

En la figura 11, se presenta el Pronóstico para la primera semana de agosto de la acción y se compara contra los precios reales al cierre ajustados, encontrando un alta grado de adecuación. El DMA indica un error promedio en el pronóstico del precio de la acción de 33.61 centavos, ligeramente menor por 2.28 centavos respecto al ajuste en el patrón histórico.

Figura 11. Pronóstico usando Promedios Móviles Simples. Primera semana de agosto 2019.

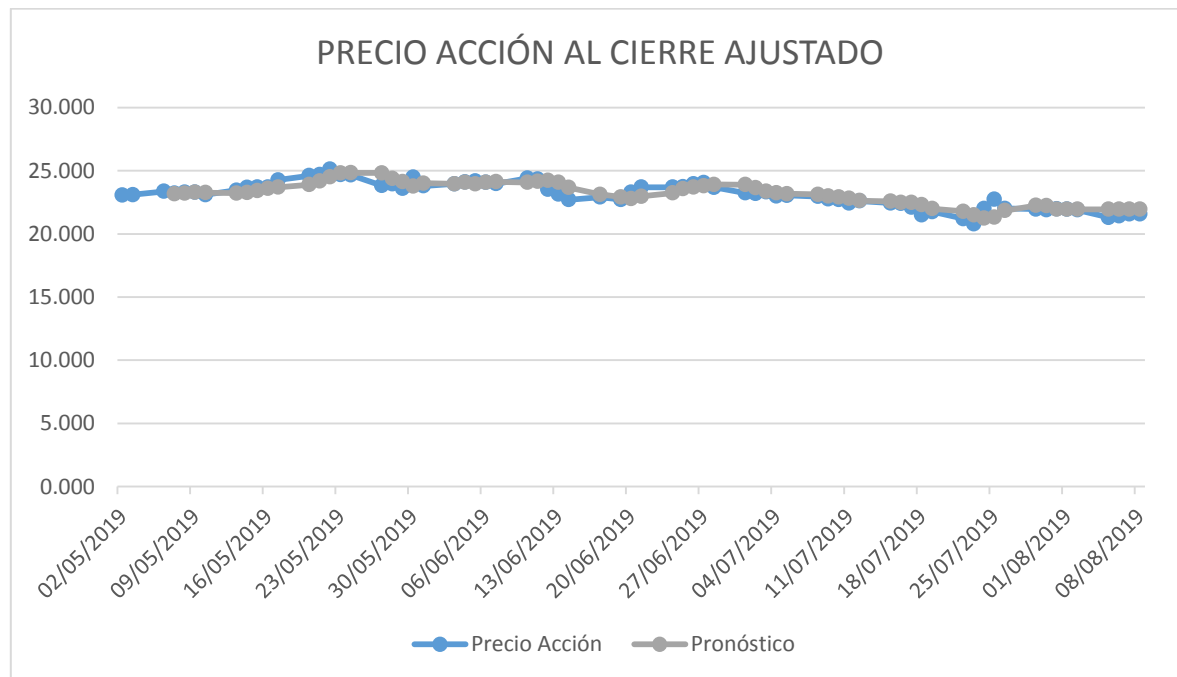
DATE	Id	ADJ. CLOSE	$\hat{Y}$ (Pronostico)
01/08/2019	66	21.970	21.957
02/08/2019	67	21.900	21.957
05/08/2019	68	21.300	21.957
06/08/2019	69	21.420	21.957
07/08/2019	70	21.590	21.957
08/08/2019	71	21.570	21.957
DPMA	0.01566		
DMA	0.33611		

Fuente: Elaboración Propia

El pronóstico se realizó para una semana de observaciones, debido a que tomando la referencia de la figura 5, ambos modelos (Suavización Exponencial Simple y Promedios Móviles Simples) se recomiendan en una proyección de Corto Plazo.

En la gráfica 4 presentamos las dos series de datos, la serie de los precios reales al cierre ajustados de la acción y la serie de la estimación realizada por el Modelo de Promedios Móviles Simples, el cual se consideró como el mejor en función de sus Medidas de Evaluación de Errores, en ella podemos observar el ajuste adecuado que hace al patrón observado y estimado.

Gráfico 4. Series de precios Reales y Pronosticados.



Fuente: Elaboración Propia.

Conclusiones

Tomar decisiones de inversión en el Mercado Accionario no es cuestión de suerte o de corazonadas, es necesario utilizar de apoyo metodologías que nos permitan comprender los patrones de comportamiento y nos permitan, dentro de su margen de acción minimizar el riesgo.

Existen diversos elementos a considerar al tratar de explicar los patrones de comportamiento, pero uno de los más importantes es la Tendencia de las series de tiempo.

La gran diversidad de Métodos que nos permiten comprender los patrones históricos de una variable hace necesario que el tomador de decisiones evalúe su desempeño, para lo cual es necesario utilizar alguna medida de medición de errores.

La creciente necesidad de ajustarse de mejor manera a los patrones y mejorar los pronósticos, ha generado el desarrollo de diversas técnicas y de nuevas metodologías cuantitativas, aun así, los Métodos Tradicionales de Pronóstico de Series de Tiempo siguen siendo una herramienta clave y acertada cuando son utilizadas de manera adecuada por el tomador de decisiones.

El principio de Parsimonia en los Modelos Matemáticos sigue presente más que nunca, no necesariamente los Modelos más complejos arrojaran mejores soluciones que los Modelos Simples.

Referencias Bibliográficas

Bowerman Bruce, O'Connell Richard, Koehler Anne. (2007). Pronósticos Series de Tiempo y Regresión. Cuarta Edición. Cengage Learning: México

Box George. Jenkins Gwylim (2015). Time Series Analysis. Forecasting and Control. Fifth Edition. Wiley:USA

Casas Marta, Cepeda Edilberto (2008). Modelos ARCH, GARCH y EGARCH: Aplicaciones a Series Financieras. Cuadernos de Economía. Vol. 27. No. 48. Bogotá 2008.

Cruz Eduardo. et.al. (2009). Pronóstico del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia usando Redes Neuronales. Scientia et Technica. Vol. XV. No.41. pp 129-134.

Díaz Mata Alfredo (2008). Algunas consideraciones sobre el uso de técnicas fractales en el análisis del mercado accionario bursátil mexicano. Contaduría y Administración. No.224.

Hamilton James (1994). Time Series Analysis. Primera Edición. Pricenton University Press: USA

Hanke John, Wichern Dean (2010). Pronósticos en los Negocios. Novena Edición. Perason:México.

Ortiz Francisco, Cabrera Agustín, López Francisco (2013). Pronóstico de los índices Accionarios DAX y S&P 500 con redes neuronales diferenciales. Contaduría y Administración. Vol. 58. Issue 3. p.p. 203-225

Pérez Fredy (2006). Modelación de la volatilidad y pronóstico del precio del café. Revista Ingenierías. Universidad de Medellín. Vol. 5 No. 9. Julio 2006.

Ramírez José, Sandoval Rogelio (2003). Una propuesta para evaluar pronósticos de rendimientos de acciones cuando las distribuciones empíricas no son normales estacionarias. Estudios Económicos. Vol. 18 No. 2. pp 237-277.

Shin Youseop (2017). Time Series Analysis in the Social Sciences. First Edition. The Fundamentals:USA

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 No. 4. La Serena 2012.

Wilson Holton, Keating Barry. (2007). Pronósticos en los Negocios. Quinta Edición. Mc Graw Hill:India.