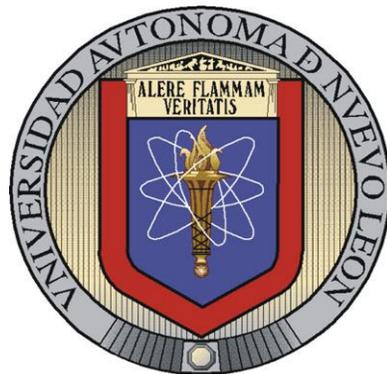


**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN**  
**FACULTAD DE CONTADURÍA PÚBLICA Y ADMINISTRACIÓN**  
**División de Estudios de Posgrado**



Sentimiento de mercado y fundamentales económicos: su impacto en la predicción de los retornos de las acciones de las empresas que cotizan en la bolsa de valores en México

Tesis Doctoral presentado por

Pablo Arrona Palacios

Como requisito para Obtener el grado de Doctor en Contaduría

Monterrey N.L, México.

Octubre 2024

## DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD

Declaro solemnemente que el documento que enseguida presento es fruto de mi propio trabajo, y hasta donde estoy enterado no contiene material previamente publicado o escrito por otra persona, excepto aquellos materiales o ideas que por ser de otras personas les he dado el debido reconocimiento y los he citado debidamente en la bibliografía o referencias.

Declaro además que tampoco contiene material que haya sido aceptado para el otorgamiento de cualquier otro grado o diploma de alguna universidad o institución.

Nombre: Pablo Arrona Palacios

Firma: \_\_\_\_\_

Fecha: Octubre 2024

## DEDICATORIA

A, mi familia, *la fotosíntesis que convierte lo sucio en limpio y positivo*

a mi madre Hayde Palacios García, *buscadora incansable de mi bienestar y de quien la rodea...*

a mi papa (QEPD) *Pablo Arrona Dueñes...* inspiración y ejemplo para mi vida...

a mis hijos, Andrea Giselle., Pablo Azahel., Annia Kamila; *fuentes de energía, motivación y deseo de despertar todos los días enfocando energía positiva en los eventos de la vida....*

a mis *amigos* gracias por compartir su tiempo y espacio.

## AGRADECIMIENTOS

*Agradezco a:*

- A mi director de tesis **Dr. Klender Aimer Cortez Alejandro**, por todos los consejos y conocimiento transmitido por toda la atención, por las horas de trabajo dedicadas, por toda la paciencia que ha tenido conmigo en todos estos años.
- A los miembros de mi comité **Dr. Eduardo Treviño, Dr. Juan Rositas** por toda su ayuda y su contribución en el desarrollo inicial de las implementaciones necesarias para la investigación
- A los **profesores del programa de Doctorado en contaduría** que han contribuido a mi formación.
- A mi hermano **Dr. Arturo Arrona** por todas las sugerencias y sus aclaraciones oportunas en el curso de esta investigación.
- Al **Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT)** por su acompañamiento y apoyo para la realización del programa de estudios.
- A la **Facultad de Contaduría Pública y Administración (FACPYA)** por su apoyo para la realización del programa de estudios

## ABREVIATURAS y TÉRMINOS TÉCNICOS

*Arbitraje (arbitraje)*.- Compraventa simultanea de títulos en dos o más plazas para provechar la diferencia de precios entre unas y otras.

*BRICS (Brasil, Rusia, India, China, Sudáfrica)* usado para identificar economías emergentes con grandes dimensiones tanto geográfica como demográfica

*En el dinero (At The Money)*. - Ocurre cuando la diferencia entre el precio del subyacente y el de ejercicio es igual a cero.

*Fuera del dinero (Out The Money)*. - Sucede cuando el precio de ejercicio es mayor al precio de mercado del subyacente, por lo que, en caso de mantenerse esta condición, la opción no se ejercería. En el supuesto de que esta diferencia fuera muy amplia, se suele llamar profundamente fuera del dinero (Deep Out The Money).

*Opción (option)*. - Es el derecho, no la obligación a comprar o vender un activo, llamado activo subyacente en una fecha futura, por un precio pactado. Atendiendo al momento en que pueden ser ejercidas, serán opciones europeas u opciones americanas. Los parámetros que definen una opción son: la prima o precio que se paga por la opción, el precio de ejercicio, la fecha de ejercicio y el activo subyacente sobre el que se adquiere la opción. El valor de una opción depende del precio de ejercicio, del precio del subyacente y de su volatilidad, del tiempo de madurez y de los tipos de interés.

*Volatilidad (Volatility)*. - Es un indicador que pretende cuantificar las probabilidades de cambios bruscos en los precios de los distintos valores de las opciones.

*S&P 500*.- Índice de las 500 acciones de mayor valor del Standars & Pool

*NASDAQ 100*.- Índice de las 100 acciones de mayor valor del NASDAQ. incluye a cien de las empresas más grandes que cotizan en esta bolsa de valores en función del volumen de ventas de sus acciones. Este índice refleja aquellas empresas dedicadas a las telecomunicaciones, hardware y software, pero no contiene empresas financieras o puramente de inversión.

*NASDAQ*. - National Association of Securities Dealers Automated Quotation, es la segunda bolsa de valores electrónica automatizada más grande de los Estados Unidos. Se especializa en agrupar empresas de alta tecnología en electrónica, informática, telecomunicaciones, biotecnología.

*VIX*. - Índice de volatilidad sobre el S&P500, es un índice en tiempo real que representa las expectativas del mercado sobre la fuerza relativa de los cambios de precios a corto plazo del índice S&P 500. Debido a que se deriva de los precios de las opciones del índice S&P 500 con fechas de vencimiento a corto plazo, genera una proyección de volatilidad a 30 días. La volatilidad, o qué tan rápido cambian los precios, a menudo se considera una forma de medir el sentimiento del mercado y, en particular, el grado de temor entre los participantes del mercado. El índice se conoce más comúnmente por su símbolo de cotización y, a menudo, se lo conoce simplemente como "el VIX". Fue creado por Cboe Options Exchange (Cboe) y es mantenido por Cboe Global Markets. Es un índice importante en el mundo del comercio y la inversión porque proporciona una medida cuantificable del riesgo de mercado y los sentimientos de los inversionistas.

*INEGI*: Instituto Nacional de Estadística y Geografía, organismo público autónomo responsable de normar y coordinar el Sistema Nacional de Información Estadística y Geográfica, así como de captar y difundir información de México en cuanto al territorio, los recursos, la población y economía, que permita dar a conocer las características de nuestro país y ayudar a la toma de decisiones.

*VXN*. - Índice de volatilidad sobre el NASDAQ 100, es una medida de las expectativas del mercado para la volatilidad a 30 días del índice Nasdaq 100, como lo implican los precios de las opciones que figuran en este índice. El Chicago Board Options Exchange (CBOE) lanzó el VXN el 23 de enero de 2001

*EMBI*: Emerging Markets Bonds Index o Indicador de Bonos de Mercados Emergentes) es el principal indicador de riesgo país y está calculado por JP Morgan

*VAR*: Value at Risk, es una técnica estadística para medir el riesgo financiero de una inversión. Indica la probabilidad (normalmente 1% o 5%) de sufrir una determinada pérdida durante un periodo de tiempo (normalmente 1 día, 1 semana o 1 mes).

*GDS*: Gross domestic savings; el Ahorro Interno Bruto está compuesto por el ahorro del sector de los hogares, el sector empresarial privado y el sector público. La formación bruta de capital es una función del ahorro interno bruto.

*BSE Sensex*: índice de la bolsa de valores de Bombay, India. El índice se basa en la capitalización bursátil de flotación libre de 30 grandes empresas activamente negociadas, y representativas de varios sectores, que poseen acciones que cotizan en la bolsa de valores de bombay

*CETES*: Certificados de la Tesorería de la Federación, son el instrumento de deuda bursátil más antiguo emitido por Gobierno Federal. Se emitieron por primera vez en enero de 1978 y desde entonces constituyen un pilar fundamental en el desarrollo del mercado de dinero en México.

*IGAE*: es un indicador que muestra la evolución de la actividad económica del país, con periodicidad mensual. Se define como un índice sintético mensual, cuyo objetivo es el de proporcionar una estimación de medición del comportamiento de la actividad económica en el corto plazo

*INFLACION*: Proceso económico provocado por el desequilibrio existente entre la producción y la demanda; causa una subida continuada de los precios de la mayor parte de los productos y servicios, y una pérdida del valor del dinero para poder adquirirlos o hacer uso de ellos. Existen varias causas que pueden desencadenar este fenómeno inflacionario. Sin embargo, la principal es generada por los excesos de dinero circulando en manos de la población que, al sentirse con más recursos, incrementa sus gastos generando una mayor demanda de bienes y servicios en la economía cuando la capacidad productiva del país no está en posibilidades de cubrirla, provocando escasez y aumentos en los precios.

*MSE (Mean squared error)*: Error cuadrático medio entre el pronóstico y los resultados eventuales; es una medida de dispersión del error de pronóstico; es similar a la medida estadística de varianza ( $\sigma^2$ ), que nos permite medir la incertidumbre alrededor de nuestro más probable pronóstico. En otras palabras, el MSE se puede ver como la varianza del error de pronóstico.

RMSE (Root Mean squared error): Error de raíz cuadrada media (RMSE) es la desviación estándar de los valores residuales (errores de predicción). Los valores residuales son una medida de la distancia de los puntos de datos de la línea de regresión; RMSE es una medida de cuál es el nivel de dispersión de estos valores residuales. En otras palabras, le indica el nivel de concentración de los datos en la línea de mejor ajuste

MAE (Mean absolute Error): Error absoluto medio se calcula como un promedio de diferencias absolutas entre los valores objetivo y las predicciones. El MAE es una puntuación lineal, lo que significa que todas las diferencias individuales se ponderan por igual en el promedio

## ÍNDICE GENERAL

<b>DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD</b> .....	<b>ii</b>
<b>DEDICATORIA</b> .....	<b>iii</b>
<b>AGRADECIMIENTOS</b> .....	<b>iv</b>
<b>ABREVIATURAS y TÉRMINOS TÉCNICOS</b> .....	<b>v</b>
<b>ÍNDICE GENERAL</b> .....	<b>ix</b>
<b>LISTADO DE TABLAS ILUSTRACIONES y ECUACIONES</b> .....	<b>xi</b>
<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>1</b>
<b>CAPITULO I</b> .....	<b>2</b>
1.1. <i>Antecedentes: El sentimiento, las Finanzas y su Predicción</i> .....	2
1.2. <i>Declaración del Problema de Investigación</i> .....	9
1.3. <i>Importancia y Justificación del estudio</i> .....	9
1.4. <i>Pregunta Central de Investigación</i> .....	10
1.5. <i>Hipótesis de la investigación</i> .....	11
1.5.1. <i>Hipótesis general:</i> .....	11
1.5.2. <i>Relación de variables</i> .....	11
1.6. <i>Objetivos de la investigación</i> .....	12
1.6.1 <i>Objetivos específicos:</i> .....	12
1.7. <i>Delimitaciones del estudio</i> .....	12
<b>CAPITULO II Rendimiento de las acciones (Valor de mercado)</b> .....	<b>13</b>
2.1 <i>Formas de valuación de empresas</i> .....	14
2.2 <i>Capitalización de mercado</i> .....	15
2.3 <i>Origen de las diferencias entre el valor de mercado y el valor contable de una empresa</i> .....	18
<b>CAPITULO III Sentimiento de mercado y fundamentales económicos</b> .....	<b>21</b>
3.1 <i>Sentimiento de Mercado</i> .....	21
3.1.1 <i>Exceso de confianza</i> .....	28
3.1.2 <i>Reacción exagerada</i> .....	31
3.1.3 <i>Efecto teórico del sentimiento de mercado en las acciones</i> .....	32
3.1.4 <i>Formas de medición del sentimiento de mercado</i> .....	37
3.2 <i>Relación entre los rendimientos de los precios de las acciones y variables macroeconómicas</i> .....	51
3.2.1 <i>Impacto de los factores macroeconómicos en los precios de las acciones</i> .....	55
3.2.2 <i>Antecedentes teóricos y selección de las variables</i> .....	59
<b>CAPITULO IV Metodología</b> .....	<b>61</b>

4.1 <i>Diseño de la investigación</i> .....	61
4.1.1 Selección del método.....	63
4.1.2 Minería de datos y uso de algoritmos en las finanzas: K-Nearest Neighbor (KNN).....	64
4.1.3 Selección de la técnica no paramétrica .....	67
4.1.4 Uso del KNN en predicciones bursátiles .....	68
4.2 <i>Evaluación del desempeño del modelo</i> .....	73
4.2.1 Errores en la predicción .....	73
4.2.2 Matriz de Confusión.....	75
4.2.3 Regresión de mínimos cuadrados ordinarios.....	79
4.3 <i>Señales esperadas</i> .....	80
4.4 <i>Población y muestra</i> .....	80
<b>CAPITULO V    Resultados .....</b>	<b>89</b>
5.1 Estadística descriptiva de la población .....	89
5.2 Resultados por Índice .....	90
<b>CAPITULO VI Conclusiones .....</b>	<b>106</b>
6.1 Breve resumen de los hallazgos.....	106
6.1 Impactos en la investigación.....	109
6.2 Futuras líneas de investigación.....	110
<b>Referencias bibliográficas.....</b>	<b>112</b>
<b>Anexos .....</b>	<b>133</b>

## LISTADO DE TABLAS ILUSTRACIONES y ECUACIONES

TABLA 1 ANÁLISIS DE MV Y BV PARA EMPRESAS EN EL SP&500 DEL 2005 AL 2010.....	19
TABLA 2 PRINCIPALES DEFINICIONES DE SENTIMIENTO DE MERCADO.....	26
TABLA 3 PRINCIPALES ÍNDICES DE VOLATILIDAD MUNDIALES.....	46
TABLA 4 FÓRMULAS PARA LOS ERRORES DE MEDICIÓN USADOS EN EL ESTUDIO .....	75
TABLA 5 LOS INDICADORES MÁS COMUNES EN LA MATRIZ DE CONFUSIÓN .....	77
TABLA 6 ANÁLISIS DE PUNTOS DE MEDICIÓN.....	81
TABLA 7 RELACIÓN E IMPORTANCIA RELATIVA DE LOS ÍNDICES SECTORIALES .....	82
TABLA 8 COMPONENTES PRINCIPALES PARA CADA ÍNDICE QUE PERTENECEN AL IPC DICIEMBRE 2022.....	83
TABLA 9 ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA PARA LOS ÍNDICES SECTORIALES.....	89
<b>ILUSTRACIÓN 1 REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LAS VARIABLES .....</b>	<b>11</b>
ILUSTRACIÓN 2 <i>PRICE TO BOOK RATIO SP 500</i> .....	19
ILUSTRACIÓN 3 MATRIZ DE CONFUSIÓN.....	76
ILUSTRACIÓN 4 EJEMPLOS DE APLICACIÓN DE PRECISIÓN Y EXACTITUD.....	78
ILUSTRACIÓN 5 IPC CAPITALIZACIÓN POR ÍNDICE Y TOTALES POR SECTOR .....	84
ILUSTRACIÓN 6 SE2000 SP/BMV SECTOR MATERIALES .....	85
ILUSTRACIÓN 7 SE3000 SP/BMV SECTOR INDUSTRIAL.....	86
ILUSTRACIÓN 8 SE4000 SP/BMV SECTOR SERVICIOS Y BIENES DE CONSUMO NO BÁSICO.....	87
ILUSTRACIÓN 9 SE5000 SP/BMV SECTOR SERVICIOS Y BIENES DE CONSUMO FRECUENTE.....	87
ILUSTRACIÓN 10 SE6000 SP/BMV SECTOR SALUD.....	87
ILUSTRACIÓN 11 SE7000 SP/BMV SECTOR SERVICIOS FINANCIEROS .....	88
ILUSTRACIÓN 12 SE9000 SP/BMV SECTOR SERVICIOS DE TELECOMUNICACIONES .....	89
ILUSTRACIÓN 13 VARIABLES FUNDAMENTALES ECONÓMICAS Y DE SENTIMIENTO SELECCIONADAS .....	92
ILUSTRACIÓN 14 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC.....	93
ILUSTRACIÓN 15 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – SECTOR MATERIALES .....	94
ILUSTRACIÓN 16 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – SECTOR INDUSTRIAL .....	95
ILUSTRACIÓN 17 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – BIENES DE COSUMO NO BASICO .....	96

ILUSTRACIÓN 18 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – BIENES DE COSUMO FRECUENTE .....	97
ILUSTRACIÓN 19 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – SALUD .....	98
ILUSTRACIÓN 20 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – SERVICIOS FINANCIEROS.....	99
ILUSTRACIÓN 21 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – TELECOMUNICACIONES.....	100
ILUSTRACIÓN 22 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – SMALL CAP .....	102
ILUSTRACIÓN 23 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – MEDIUM CAP.....	103
ILUSTRACIÓN 24 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ÍNDICE IPC – LARGE CAP.....	105
ILUSTRACIÓN 25 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE AMBOS MODELOS SOBRE EL ENFOQUE DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO (RSME).....	133
ILUSTRACIÓN 26 PORCENTAJE DE CAPITALIZACIÓN EMISORAS NACIONALES SOBRE EL PIB 2020 -2022.....	134
ILUSTRACIÓN 27 PORCENTAJE DE CAPITALIZACIÓN EMISORAS NACIONALES SOBRE EL PIB 2020 -2022 AMÉRICA .....	135
ECUACIÓN 1 Q DE TOBIN.....	16
ECUACIÓN 2 RMSE.....	73

## INTRODUCCIÓN

Las formas en las que el ser humano toma decisiones han sido objeto de numerosos estudios que aportan en explicar que hay detrás. Cuando esa decisión se realiza en el terreno de la economía y su mercado, es cuando se combina el estudio del comportamiento humano con las finanzas en un campo denominado finanzas del comportamiento "*behavioural finance*".

Durante el siglo XX los estudios al respecto se enfocan en aportar modelos y teorías que expliquen el fenómeno. Términos como reacción exagerada "*overreaction*" o *reacción débil* "*under reaction*" empiezan a ser usadas entre 1980 y 1990 para la base de los estudios posteriores.

A partir de 1990 comienzan los estudios formales del sentimiento de mercado, aportando definiciones al respecto y estudiándolo desde varios contextos que van desde el mercado eficiente, efectos de las noticias desde un punto de vista racional, desde un punto de vista de comportamiento.

Durante el siglo XXI numerosos estudios aportan ideas y relaciones que van desde elaborar índices, relacionar noticias en medios de comunicación o cuando las empresas informan de forma trimestral su resultado y el efecto en el precio de la acción, en su mayoría en países desarrollados como Estados Unidos de América y mercados europeos y asiáticos. Poca literatura existe del caso mexicano, siendo esto uno de los motivantes a realizar el estudio. El presente documenta el sentimiento de mercado, sus definiciones; se utilizarán métodos de medición indirectos para encontrar su impacto en la predicción respecto los rendimientos de las empresas que cotizan en la bolsa mexicana de valores; a evaluar su efecto comparando los fundamentales económicos de mayor relevancia y aportará sobre su importancia de medición y cuantificación en el contexto mexicano.

## CAPITULO I

### 1.1. Antecedentes: El sentimiento, las Finanzas y su Predicción

El comportamiento humano ha sido material de muchos estudios, en este sentido muchos han procurado pasar por alto la emoción mientras trataban de comprender el comportamiento humano. Las emociones básicas, el miedo, la ira, la tristeza o el disgusto forman parte de la regulación de la vida (Damasio, 2010).

En el área financiera, el sentimiento de mercado no está originalmente definido en las teorías clásicas. La primera mención sobre el tema del sentimiento de mercado se remonta a 1756 con la obra de Adam Smith, *la teoría de los sentimientos morales* es un tratado filosófico que aborda las conductas humanas donde las cuales se destaca el egoísmo (Smith, 1756).

La economía tradicional postula a un “hombre económico” el cual resulta ser “racional”. Este concepto de hombre necesita de una drástica revisión (Simon, 1955). Al explorar dicha revisión se encuentra discrepancias entre el modelo y la realidad; y son estas mismas las que ayudan a explicar las bases del comportamiento dentro de la economía; hay limitaciones cognitivas que impiden una decisión racional. A medida que el ambiente económico incrementa necesitamos saber más al respecto de los mecanismos y procesos que el hombre económico usa (Simon, 1959)

En la economía tradicional, los estudios formales del funcionamiento de mercado en la segunda mitad del siglo XX enfatizan al mercado eficiente, (Fama, 1970) (Efficient Market Hypothesis EMH) el cual nos establece que el precio actual de un activo en el mercado refleja toda la información disponible que existe (histórica, pública y privada). Esta teoría nos indica que cualquier noticia o evento futuro que pueda afectar a la cotización de un activo o instrumento financiero, hará que el precio se ajuste, que es complicado obtener un beneficio económico del mismo.

En este sentido Tversky & Kahneman (1989) exploran formas de explicar el comportamiento humano bajo dos supuestos, primero se asume que las personas son eficientes en perseguir sus metas, segundo que hay una competencia racional y son decisiones óptimas las que los guían. Es en este proceso que las personas aprenderán a tomar decisiones racionales, pero existen ineficiencias o errores.

A medida que las décadas han pasado el interés de los economistas en dos conceptos, el funcionamiento de mercado como la psicología de las decisiones, ha sido motivo de estudios al respecto. Se han documentado muchos trabajos empíricos que se alejan de una teoría estricta del mercado eficiente. Para efectos de abordar el problema a estudiar, De Bondt & Thaler (1985) adoptan el término de reacción exagerada “*overreaction*” en los estudios iniciales. En dichos estudios se reconoce el término de sobre-reaccionar “*overreaction*” en conjunto con una definición: *cuando el individuo revisa sus creencias tiende a darle un mayor peso a la información más reciente y a restarle peso a la información previa.*

Ejemplificando lo anterior, en algunos casos, los inversionistas pueden reaccionar exageradamente al rendimiento o a la venta de acciones que han experimentado pérdidas recientes o compra de acciones que tienen ganancias recientes. Tal reacción exagerada tiende a empujar los precios más allá de su "justo" o "racional" valor de mercado.

De Bondt & Thaler (1987) profundizan al respecto en su segundo estudio añadiendo variables adicionales como son los efectos estacionales; por otro lado, el concepto es rechazado en Chan (1988), ya que cuando los riesgos son controlados, el resultado son pocas reacciones exageradas. Otro estudio que rechaza la idea es el de Conrad & Kaul (1983), enfatizando que son errores de medición y que las ganancias o pérdidas de las compañías no tienen relación con la reacción exagerada. Fama & French (1998) añaden que es “casualidad”, ya que la reacción exagerada y la reacción débil son tan frecuentes como el regreso a un precio justo de un activo o acción. En algunos modelos de comportamiento se enfocan en la respuesta específica de las empresas a una noticia dejando de lado la reacción del mercado (Lakonishok et al., 1994).

Los autores previos abordan el tema de la asimetría de la información en el mercado rechazando los estudios de Fama (1970), y es a finales de la década de 1990 cuando la combinación de sentimiento y las condiciones económicas se combinan para aportar a la explicación de dicho fenómeno. Bajo ciertas circunstancias en el intercambio de activos en el mercado se generan “ruidos” que pueden desordenar los precios (De Long et al., 1990); lo que llevó a tratar de investigar el sentimiento usando instrumentos de medición.

En su estudio parsimónico (Barberis et al., 1998) el inversionista forma sus creencias y proveen de información teórica al probar la relación de sentimiento y las condiciones económicas. Conrad et al. (2002) proveen con evidencia empírica de dicha relación al mencionar que, durante buenos tiempos, los inversionistas, de forma general, extrapolan buenas noticias y viceversa.

Para explicar de mejor manera el sentimiento de mercado contemplaremos algunos de los autores que le han definido. Barberis et al. (1998) postulan que el sentimiento es entendido como errores de juicio hechos por un grupo de inversionistas más que un resultado de errores sin correlacionar. Bergman & Roychowdhury (2008) argumentan que el sentimiento refleja las creencias de los inversionistas de las expectativas acerca de las acciones y que estas creencias no son necesariamente relacionadas con los fundamentales económicos. Brown & Cliff (2004) lo definen como ser ya sea muy cuidadoso o extremadamente confiado; sin embargo, esta definición puede ser muy simplista. Baker & Wurgler (2007) lo orientan a la creencia al respecto de flujo de efectivo futuro y riesgos que no están fundamentados por los hechos presentes. Para Bergman & Roychowdhury (2008) representa un fenómeno el cual tiene expectativas sesgadas del desempeño futuro de una empresa.

Después de recopilar e incluir el sentimiento y las emociones; el estado emocional de los inversionistas, cuando deciden invertir, es sin duda uno de los factores más importantes que causan los mercados alcistas (Shiller, 2000). Que si bien, parte de la decisión se debe a las expectativas, confianza generalizada y una demanda de un instrumento, estos factores son amplificados por el impacto psicológico de una tendencia alcista observada en el mercado.

La medición del sentimiento es importante, tradicionalmente los modelos no lineales de series temporales como el de Hamilton (1989) denominado Markov son usados en los estudios para conocer la relación mercado y la economía. La desventaja del uso de estos modelos es que dejan fuera las respuestas específicas de las empresas a una noticia en particular.

Con respecto a ese orden de ideas, Brown & Cliff (2004) realizan un compendio de estudios de métodos indirectos con el objetivo de medir el sentimiento de mercado. Empezando por métodos indirectos usando índices e indicadores de la bolsa; por otro lado, métodos directos como lo son las encuestas. Como el ejemplo del estudio en USA de la *American Association of Individual Investors*. Los mismos autores comentan que los métodos directos de sentimiento de mercado son criticados, bajo el argumento que se responde de una manera, pero se actúa de otra.

Uno de los métodos indirectos más reconocidos es el índice VIX desarrollado en Fleming et al. (1995). En este sentido Whaley (2009) describe que el índice mide volatilidad, no el precio. Empezando dicha medición a partir de 1993 reflejando la volatilidad implícita en opciones de treinta días en el S&P100, un índice que contempla las 100 acciones con mayor valor. Algunos años después en 1995 se empezó una medición conocida como VXN la cual media la volatilidad del NASDAQ 100 usando una metodología similar.

Durante el tiempo de la implementación del VIX y del VXN han surgido estudios sobre su fuerza de predicción, en Arak & Mijid (2006) se menciona que el índice mostro algo de predictibilidad, sin embargo, puede ser un índice sesgado para pronosticar volatilidad futura. En México se trabajó con una metodología similar a la de Robert Whaley basado en la investigación detallada en Fleming et al. (1995) en el mercado financiero de derivados MEXDER. Dicho calculo quedo registrado como VIMEX. Este cálculo este realizado sobre ocho opciones de futuros del IPC sobre noventa días naturales. Vio la luz en abril de 2004 y acumuló un poco más de 10 años de historia.

Como parte fundamental del sentimiento de mercado se encuentra en noticias al respecto de la empresa. El encontrar la relación entre eventos reportados por los medios de comunicación masiva y la ganancia de una o varias industrias es complejo. Los inversionistas observan el patrón del retorno de la industria. El nivel de incertidumbre es constantemente cambiante con noticias. Cuando una noticia confirma un estimado, el inversionista obtiene confianza, caso contrario, una señal inesperada modifica dicha percepción (David, 1997)

En estudios realizados a este respecto Mian & Sankaraguruswamy (2008), basan sus estudios sobre modelos desarrollados para medir el sentimiento de mercado propuesto por Baker & Wurgler (2006) y encontraron una relación a la respuesta del precio de la acción con noticias positivas y negativas, incrementado y descendiendo el precio respectivamente, confirmando la consistencia de la relación que existen en estudios previos. Cahan et al. (2015) realizan un estudio sobre las empresas actuando como socialmente responsables (ESG) encontrando relación cuando las noticias son positivas y el sentimiento de mercado es bajo.

En años más recientes se empieza a abordar diferentes ángulos del sentimiento de mercado, Jiang et al. (2019) utiliza el termino *Manager sentiment*, sentimiento del administrado o gerente al momento de comunicar noticias en el envío de información trimestral en empresas públicas obligadas en los estados unidos de américa y su relación con el sentimiento de mercado en general.

Es de notar que si bien el sentimiento de mercado puede influir en la economía al relacionarla con la teoría clásica en la cual existe una relación entre los rendimientos de los precios de las acciones y variables macroeconómicas; da lugar a diversos estudios para averiguar si dicha relación realmente existe o no. El aseverar que aspectos macroeconómicos ejercen efectos importantes sobre los rendimientos de las acciones tiene un fuerte atractivo intuitivo. Al abordar en los modelos multifactoriales la fijación de precios de activos (Ross, 1976), cualquier variable que afecte las oportunidades de inversión futuras o el nivel de consumo podría ser un factor de riesgo para el equilibrio (Breedon, 1979). Los activos afectados por tales factores de riesgo deberían ganar primas de riesgo en una economía adversa al riesgo (Ross, 1976). Por su parte Fama & French (1993) propusieron un modelo multifactorial de asignación de precios para acciones que se ha convertido en uno

de los modelos financieros más utilizados en la investigación. Los tres factores de su modelo son el de riesgo sistemático o de mercado, el del tamaño de la empresa y el de la relación valor de libros a valor de capitalización. Los factores para la regresión lineal multifactorial de Fama & French (1993) son tan populares que son puestos a disposición del público de manera regular en la hoja web del profesor Kenneth French <sup>1</sup> teniendo como principal inconveniente que las estimaciones son para el mercado de los Estados Unidos de América.

Por ende, las variables macroeconómicas son las candidatas ideales para estos factores de riesgo, en parte porque se puede apreciar que los cambios macroeconómicos afectan simultáneamente los flujos de efectivo de muchas empresas y pueden influir en la tasa de descuento ajustada al riesgo del mercado. Las condiciones económicas también pueden influir en la cantidad y los tipos de oportunidades de inversión disponibles. Diversos estudios en varias partes del mundo muestran efectos significativos; a continuación, a una breve revisión de literatura al respecto.

La literatura ha documentado que los rendimientos agregados de las acciones están negativamente relacionados con la inflación y el crecimiento del dinero (Bodie, 1976), Fama (1981), Geske & Roll (1983), Pearce & Roley (1983, 1985). Establecer el impacto de las macro variables del sector real en los rendimientos de las acciones ha probado ser complejo, así como la identificación de grupo de variables adecuada a cada situación o país siendo estudiado. Dentro de la literatura se ha identificado cuatro variables nominales Inflación, Índice general de actividad económica, tasa de interés de corto plazo y de mediano plazo como aquellas variables sobre las cuales es posible establecer, de forma general, que tienen algún grado de impacto en los rendimientos de los precios de las acciones. Al tener en consideración los elementos de sentimiento de mercado y fundamentales económicos es posible contar con una base para la predicción económica sobre los rendimientos de los precios de las acciones; la cual resulta ser útil en la medida que se enmarca dentro de un proceso de soporte a la toma de decisiones, siendo este el caso de la investigación y estudio sobre la proyección de lo mencionado, que ha sido objeto de diversos y variados enfoques.

---

<sup>1</sup> [https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data\\_library.html](https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html)

Desde el punto de vista de la investigación contable, la predicción de resultados ha sido un área relevante, pues es evidente el importante papel que la predicción juega desde el punto de vista del futuro de una empresa. Una amplia cantidad de estudios mediante modelos de series temporales han sido dedicados al pronóstico de resultados, especialmente sobre mercado de capitales para averiguar si la información contable revelada por las empresas, en sus estados financieros es útil para conocer un valor de las empresas. Bajo este es que se tiene el “análisis fundamental” a partir de los trabajos de Penman (1992) y Ohlson (1995), el cual desarrolla un modelo que intenta obtener el valor de la empresa basándose en datos contables.

Por otro lado, algunos trabajos basados en modelos dinámicos auto regresivos de series temporales (Anderson et al.,1978) y los modelos de paseo aleatorio (*random walk*) han demostrado empíricamente que la predicción de resultados basada en el retardo de un periodo de la variable es un buen predictor para ejercicios futuros (Little, 1962; Ball & Watts, 1972). En años posteriores se han trabajado otros modelos soportados en variables contables, cuyo objetivo básico ha sido captar el componente transitorio del resultado que no perdura en el largo plazo (Ou,1990). Es bajo este escenario como tal que se ha obtenido evidencia de que los componentes permanente y transitorio están influenciados por variables tales como el tamaño de las firmas y los tipos de productos, entre otras características (Lev, 1983). El sentimiento de mercado es un candidato ideal para encuadrarlo sobre dichas variables transitorias las cuales pueden llegar a tener un impacto sobre los rendimientos, incluso mayor que los fundamentales económicos, sobre los precios de las acciones y con ello su poder de predicción.

En el mercado bursátil es muy importante el contar con una base informada sobre tendencias de los valores de los activos financieros, así como sus rendimientos en el tiempo, sobre la base de lo anterior es que diversos investigadores de las ciencias de la computación y otros campos han aportado aplicando técnicas basadas en aprendizaje de máquina, metas heurísticas, redes neuronales artificiales, lógica difusa, minería de datos, entre otras (Nair & Mohandas, 2015). Dentro de la minería de datos una de las técnicas más utilizadas se encuentran las técnicas de machine learning (Kotsiantis et al.,2006). Las técnicas de machine learning aprenden el patrón general oculto en los datos y luego lo utilizan para generar una nueva predicción. Dentro de estas técnicas se encuentran las redes neuronales,

support vector machine, naive bayes, árbol de decisión y k- nearest neighbor KNN (Han et al., 2022). Siendo este último la técnica seleccionada para el presente trabajo de investigación.

## **1.2. Declaración del Problema de Investigación**

Poca literatura ha estudiado los fenómenos del sentimiento de mercado en países con poco volumen de transacciones (Visuomeneje, 2014). Derivando que los estudios realizados, en su mayoría son con valores de países con mayores niveles de bursatilización tales como Estados Unidos de América, países europeos y asiáticos, e inclusive en países BRICS. Por ello la literatura es escasa para México. Estudios como los hechos por Herrera & Lockwood (1994) miden efecto de tamaño de la empresa o el de Roden et al. (2012) sobre el contagio de la crisis del 2008 del mercado americano al mexicano, dejando de lado el grado de impacto del sentimiento de mercado en comparación con sus fundamentales económicos como país. Con base a lo anterior, surge la oportunidad de estudiar el sentimiento de mercado en el ámbito mexicano, su relación con los rendimientos de las acciones de las empresas que cotizan en el mercado de valores, así como su impacto en la predicción de estos, en comparación con los fundamentales económicos y su grado de error.

## **1.3. Importancia y Justificación del estudio**

El estudio es importante en varios contextos. Por un lado, conocer más a profundidad el grado de impacto del sentimiento de mercado y sus fundamentales económicos permitirá a los usuarios tomadores de decisiones y el público inversionista contar con mayores elementos para sus acciones; en ese mismo contexto la ley del impuesto sobre la renta en sus estímulos fiscales artículo ciento noventa y dos da un beneficio fiscal importante por la inversión en acciones de empresas no listadas, siendo estas de alto riesgo proveer herramientas de análisis mitiga el mismo. Por otro lado, dado la poca literatura al respecto del tema, aportará y proveerá de evidencia empírica a través de un análisis del sentimiento de mercado, sus fundamentales económicos y el grado de impacto en la predicción del primero o el segundo en los rendimientos de los precios de las acciones de las empresas que cotizan en la bolsa mexicana de valores. El conocer si existe una relación en las predicciones entre el sentimiento de mercado en los rendimientos de empresas que cotizan

en bolsa en el contexto de México y los fundamentales económicos ofrece herramientas adicionales para los administradores. Así como lo es el conocer el grado de influencia ya sea del sentimiento o de los fundamentales económicos sobre los principales índices en la bolsa mexicana de valores. En el contexto teórico el propósito de esta investigación es el aportar al conocimiento existente sobre el uso de métodos indirectos relacionados con métodos no paramétricos como herramientas de medición y predicción de los rendimientos de los principales índices de la bolsa mexicana de valores en función del sentimiento de mercado, los fundamentales económicos en el contexto mexicano. Sobre el contexto metodológico al elaborar y aplicar instrumentos de medición mediante métodos científicos son fuertes candidatas para investigar por la ciencia y una vez que sean demostrados su validez y confiabilidad podrán ser utilizados en otros trabajos de investigación, en otros contextos u análisis, así como en otras instituciones educativas; centros de trabajo, casas de bolsa, promotores de inversión entre otros.

#### **1.4. Pregunta Central de Investigación**

De acuerdo con las naciones unidas (UN) situó a México como un país del grupo de economías en desarrollo al cierre del 2021, en términos de medición de PIB, su contribución a nivel mundial y la infraestructura de su mercado. Teniendo lo anterior como antecedente es muy probable el considerar que su crecimiento continuará mediante la mano de inversiones en los factores de producción ya sea de empresas nacionales o internacionales; dichas empresas necesitarán de fondos para financiar su crecimiento. Entre las opciones que existen, como lo es el financiamiento, es decir allegarse de recursos a través de la bolsa mexicana de valores por medio de la emisión de acciones e instrumentos. Por ello para esta investigación las siguientes preguntas cobran relevancia:

¿Cuál es la influencia del Sentimiento de mercado y los fundamentales económicos en las predicciones de los índices generales y sectoriales que agrupan a las empresas que cotizan en bolsa mexicana de valores?

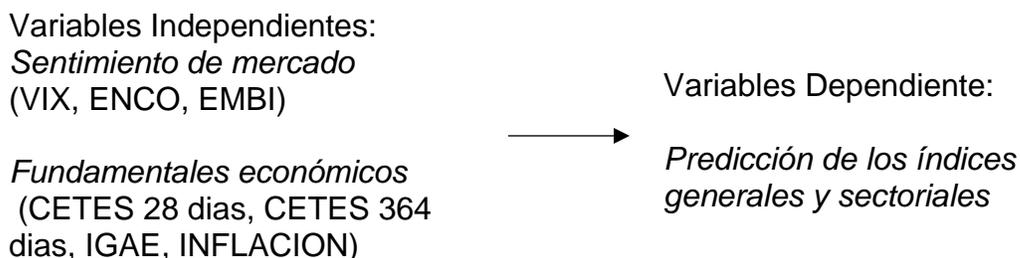
## 1.5. Hipótesis de la investigación

Las empresas que cotizan en bolsa son sujetas a un escrutinio constante, tienen una obligación de revelar información en cierto tiempo y a medida que la información de empresas públicas cobra relevancia ya sea por la cantidad o calidad de las mismas, de forma empírica se puede concebir que dicha información revelada tiene un nivel de impacto en la percepción el público inversionista o el inversionista como tal, por ello la hipótesis que se plantea esta investigación es:

### 1.5.1. Hipótesis general:

El Sentimiento de mercado (VIX, ENCO, EMBI) y los fundamentales económicos (CETES de 28 días, CETES 364, IGAE, INFLACIÓN) están relacionadas significativamente en las predicciones de los índices generales y sectoriales que agrupan a las empresas que cotizan en la bolsa mexicana de valores.

#### Ilustración 1 Representación gráfica de las variables



### 1.5.2. Relación de variables

Para estudiar dicha hipótesis se usará como variable dependiente los rendimientos de los precios de las acciones (valor de mercado) concentrados en sus índices principales y sectoriales; como variables independientes aquellas relacionadas con **los fundamentales económicos** descritos previamente como los de mayor mención en la influencia macroeconómica de un país sobre las empresas, la inflación, valor de los CETES. Por otro lado, el **sentimiento de mercado** medido por las encuestas al inversionista publicado por el

INEGI, el índice VIX creado para la economía mexicana y una medida internacional de riesgo de mercado el EMBI.

## **1.6. Objetivos de la investigación**

Al momento de evaluar el desempeño del mercado mexicano de empresa que cotizan en bolsa se vuelve indispensable contar con herramientas que ayuden a analistas de mercado y en general a cualquier interesado sobre las variables que mueven el precio de mercado y la relación entre ellas con miras a tomar decisiones informadas.

Por ello el objetivo central de esta investigación será determinar el grado de efecto del sentimiento de mercado, así como establecer su importancia en comparación con los fundamentales económicos en las predicciones de los índices generales y sectoriales que agrupan a las empresas mexicanas que cotizan en bolsa.

### *1.6.1 Objetivos específicos:*

- Analizar la importancia del sentimiento de mercado en el mercado de acciones de México
- Identificar las principales métricas de sentimiento de mercado
- Utilizar un método estadístico válido para analizar el impacto del sentimiento de mercado en las predicciones de los índices generales y sectoriales que agrupan a las empresas que cotizan en las BMV

## **1.7. Delimitaciones del estudio**

Se trabajó con la información de marzo de 2009 a diciembre 2021 con el objetivo de captar crisis económicas y movimientos derivados de sentimiento durante ese tiempo; así como también el hecho de que los índices sectoriales empezaron en marzo 2009. Bajo el contexto demográfico el estudio basa su información bajo el contexto mexicano para encontrar la relación de las variables.

El mercado accionario es un tema de gran interés; en principio, representa un elemento importante en la economía del país con un alto nivel de atención; por otro lado, para investigadores de diversas áreas y disciplinas por los desafíos que presenta, entre ellos, la hipótesis de mercados eficientes (EMH) donde se cuestiona la posibilidad de predecir precios futuros con el análisis de precios históricos. Los fundamentales económicos del país, en forma general han sido vistos como indicadores clave en el mercado accionario sin embargo al incluir el concepto de sentimiento de mercado el tema cobra una relevancia mayor. Las herramientas tradicionales de medición parecen no explicar del todo, por ello buscando métodos alternativos en las ciencias de la computación, matemáticas y áreas relacionadas, una alternativa para trabajar este tema consiste en usar o proponer técnicas no paramétricas para el análisis de activos financieros que permitan obtener estrategias de predicción cada vez más eficientes.

## **CAPITULO II Rendimiento de las acciones (Valor de mercado)**

El valor de mercado en principio se refiere a la función que relaciona el mercado de una empresa con el valor de las variables contables y de información contemporáneas. El valor de mercado contiene en sí las ganancias agregadas esperadas futuras y los valores contables esperados futuros. De la misma forma el analizar las ganancias traducidas en rendimientos y su relación con variables macroeconómicas ha dado lugar a muchos intentos en el pasado para averiguar si dicha relación realmente existe o no.

La definición de valor de mercado ha sido controvertida durante mucho tiempo (Ratcliff, 1965, Jaffe & Lusht, 1985). Dos acontecimientos explican un mayor interés por conocer sobre la definición. El primero es la estandarización internacional de la terminología, relacionada con la internacionalización de los mercados financieros y creación de un único mercado (Downie et al., 1996).

Lev (2000) investigó la relación entre el valor de mercado y el valor contable de los Estados Unidos Standard & Poor's 500 (US S&P 500) de 1977 a 2001 y encontró que más del 80 por ciento del valor de mercado de la empresa no se incluyó en los estados financieros. Desde la brecha entre el valor financiero y el valor de mercado aumentó drásticamente.

La valoración de la empresa es esencial para derivar los precios de las acciones, un elemento de importancia en muchas simulaciones (Keys & Biggs, 1990). A veces, el precio de las acciones es la única medida de desempeño en la simulación (Biggs, 1978). Más comúnmente, es el componente principal de un promedio ponderado que incluye otras medidas. Ciertamente, ninguna simulación empresarial total puede estar completa sin una medida del valor de las empresas. Se revisará la literatura, en las primeras tres secciones al respecto de la valuación, su capitalización de mercado, diferencias teóricas, así como la relación entre los fundamentales económicos y los rendimientos de los precios de las acciones para llegar a una selección de variables a utilizar en el modelo.

## 2.1 Formas de valuación de empresas

El tema de la valuación de una empresa se discute con frecuencia en las finanzas corporativas. Se realiza normalmente cuando una empresa busca vender la totalidad o una parte de sus operaciones o busca fusionarse o adquirir otra empresa. La valuación de un negocio es el proceso de determinar el valor actual de un negocio, utilizando medidas objetivas y evaluando todos los aspectos del negocio. Puede incluir un análisis de la gestión de la empresa, su estructura de capital, sus perspectivas de ganancias futuras o el valor de mercado de sus activos (Marquéz, 2017). Las herramientas utilizadas para la valuación pueden variar entre evaluadores, empresas e industrias. Los enfoques comunes para la valuación empresarial incluyen una revisión de los estados financieros, modelos de flujo de efectivo de descuento y comparaciones de empresas similares (Kruschwitz & Löffler, 2006). La valuación también es importante para las declaraciones de impuestos (Jacob & Schütt, 2020). Por ejemplo, en los lineamientos de los precios de transferencias, se requiere que una empresa se valore en función de su valor justo de mercado (Davies et al., 2018). Algunos eventos relacionados con impuestos, como la venta, compra o donación de acciones de una empresa, se gravarán en función de la valuación. Entre los varios métodos que existen los más comunes son: capitalización de mercado, ingresos futuros en el tiempo, multiplicador de utilidad, flujos de efectivo descontados, valor en libros, valor de liquidación por mencionar algunos (Schmidlin, 2014).

## 2.2 Capitalización de mercado

La capitalización de todas sus acciones en circulación (capitalización de mercado). Es un método popular del mundo cotidiano de valoración de sociedades anónimas. Su aplicación, sin embargo, requiere un mercado real eficiente de acciones (Dias, 2013). Esta forma de valuación se ha estudiado desde el punto de vista del riesgo para las empresas en el mercado en lo particular utilizando el “Value-at-Risk” (VaR), el cual es una medida de riesgo financiero. Dias (2013) comenta que para estimar el VaR la academia ha usado modelos que explican el riesgo de manera auto regresiva. Uno de los más usados es el modelo “*Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*” (GARCH) propuesto por Bollerslev (1986) el cual se ha reforzado por las variables macroeconómicas del mercado (Andersen et al., 2013). Dentro de las principales clasificaciones de los modelos VAR usados están (Dias, 2013). Simulación histórica, presentado por Boudoukh et al. (1998), que utiliza la función de distribución empírica obtenida a partir de datos pasados para estimar el VaR como un cuantil empírico; simulaciones históricas filtradas estiman el VaR como un cuantil empírico de los residuos obtenidos al ajustar un modelo paramétrico a los retornos originales. Más comúnmente, el método se implementa con un modelo tipo GARCH para filtrar los retornos como es comentado en Barone-Adesi et al. (1997, 1998). Por otro lado, están los métodos totalmente paramétricos que modelan la distribución completa de ganancias

En segundo plano es una medida tanto más fácilmente disponible del valor de una empresa es su valor contable neto o valor contable. Esta medida es, sin embargo, problemática, porque las reglas contables en una simulación por computadora pueden estar en desacuerdo con los principios generalmente aceptados de contabilidad financiera (Goosen et al.,1999), y porque de conformidad con algunos principios generalmente aceptados, como el costo histórico y el conservadurismo, pueden conducir a valores que están muy lejos de lo razonable.

La tercera medida es el valor de su desempeño proyectado a futuro. Miller & Modigliani (1966) señalaron que, aunque cuatro métodos distintos de capitalización pueden ser aplicados para este propósito, los cuatro dan lugar precisamente a la misma valoración cuando los mercados son perfectos, la gente es racional, y el futuro se conoce con algún grado de precisión. Siguiendo el argumento de Miller & Modigliani (1966), la idea básica

detrás de la medida del valor en del capital de la empresa es que el valor de una empresa para sus propietarios en el tiempo 0 es igual al valor descontado de la entrada neta de efectivo de la empresa a sus propietarios en el momento 1, más el valor descontado del valor restante de la empresa.

La cuarta medida es la aplicación deductiva de un juicio. Con este método, las empresas se califican a lo largo de una escala psicométrica. Los resultados luego se convierten por fórmula a valores monetarios. La medida del juicio deductivo se aleja del procedimiento de cálculo de un índice de desempeño de la empresa combinando valor de mercado con valores contables. Dos índices han sido objeto de estudios recientes en los que simulaciones de negocios (Sauaia & Castro, 2002; Wolfe & Sauaia, 2003), la q de Tobin (Tobin, 1971) y el Altman Z (Altman,1968).

La q deTobin es el" valor *del capital en relación con su costo de reposición*" (Tobin, 1971, p. 330). Si se toma "capital" para referirse a la suma del valor real de la empresa **V**, y el valor de los pasivos de la empresa **L** y si el costo de reposición es tomado en cuenta para referirse a los activos totales de la empresa **A**, por ende:

$$q = \frac{V + L}{A}$$

#### **Ecuación 1 Q de Tobin**

Cuando el valor del capital de la empresa ( $V + L$ ) es idéntico a su costo de reposición ( $A$ ), la q de Tobin es la unidad. Cuando las empresas son administradas por personas especialmente capaces, la q de Tobin debe elevarse por encima de la unidad; cuando lo manejan personas especialmente incapaces, debe caer por debajo de la unidad. En consecuencia, la q de Tobin puede verse como una medida de la capacidad de los gerentes de la empresa en relación con sus pares. Esta interpretación del Tobin q permite obtener una medida independiente de las capacidades de los gerentes, convertirla a la escala q y utilizar el resultado convertido para obtener el valor de la empresa.

La q Tobin ha sido empleado particularmente por empresas manufactureras para explicar una serie de diversos fenómenos corporativos. Estos han implicado (a) diferencias transversales en las decisiones de inversión y diversificación, (b) la relación entre la

propiedad de capital gerencial y el valor de la empresa, (c) la relación entre el desempeño gerencial y las ganancias de la oferta pública, oportunidades de inversión y respuestas a la oferta pública y (d) políticas de financiamiento, dividendos y compensación (Chung & Pruitt, 1994). Es una estadística que puede servir como proxy del valor de la empresa desde la perspectiva de un inversor. Por definición, es la relación entre el valor de mercado de los activos de la empresa y el valor de reposición de esos activos. Se ha descubierto que las empresas con  $q_s$  altas, o  $q_s > 1.00$ , son mejores oportunidades de inversión (Lang et al., 1989), tienen un mayor potencial de crecimiento (Tobin & Brainard, 1968; Tobin, 1969) e indican que la administración se ha desempeñado bien con los activos bajo su mando (Lang et al., 1989). Dado que esto se ha encontrado cierta verdad en las empresas mundiales a la capacidad de aplicar la  $q$  de Tobin, ya sea como un indicador complementario o último del éxito de una empresa.

La quinta medida es el valor neto contable de la empresa ajustado por intangibles. Ajustar el valor en libros de los activos y pasivos de una empresa es un método común del mundo para derivar el valor de una empresa. Este método se utiliza cuando la liquidación o disolución de la empresa está bajo consideración, en cuyo caso el valor ajustado se conoce como valor de liquidación de la empresa. Este método también se utiliza cuando la adquisición de la empresa está bajo consideración, en cuyo caso la parte adquirente ajusta el valor en libros para obtener el valor de reposición, porque una alternativa a la adquisición es construir una empresa equivalente desde cero. En consecuencia, se puede obtener una medida del valor de una empresa examinando sus activos y pasivos en detalle, ajustando cada uno según sea necesario y llegando al capital neto ajustado restando la suma del valor neto ajustado de pasivos de la suma de los activos ajustados.

Las empresas pueden tener pasivos ocultos en la forma de arrendamientos a largo plazo, obligaciones contractuales y situaciones similares es decir el problema común de los activos ocultos y activos valorados irrazonablemente. Una empresa puede tener activos ocultos por sus inversiones, debido a los momentos en la contabilidad, ya que podrían no haber sido capitalizados. Los activos también pueden surgir de la posición de la empresa a lo largo de la curva de aprendizaje de la industria, que puede estar lo suficientemente avanzada para que su costo de producción y volumen de producción son superiores a otras empresas con la misma base de activos fijos. Los activos valorados de forma irracional

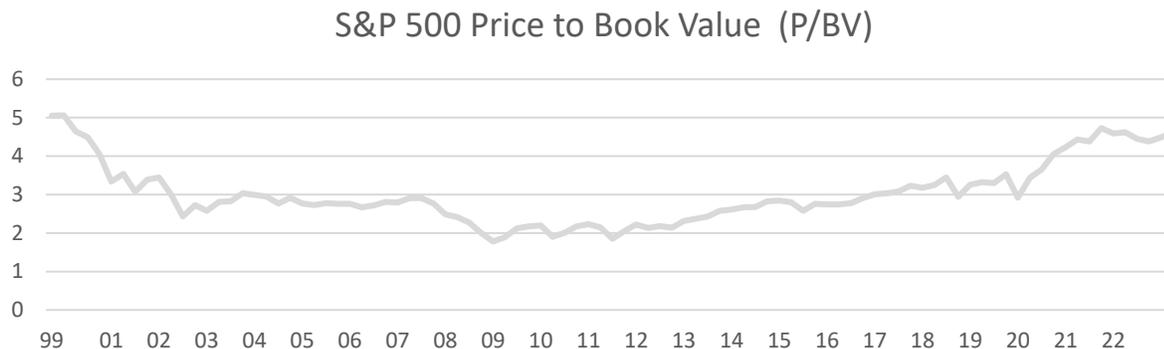
pueden surgir cuando el mercado cambia o los cambios tecnológicos afectan a la utilidad de los activos o pone a disposición activos equivalentes a un costo distinto al histórico.

El ajuste de activos se puede abordar mediante capitalizar inversiones que se han registrado como gasto o encontrando el costo de reposición de los activos tangibles o intangibles. Ambos enfoques, sin embargo, no deben ser aplicados a una sola situación, porque eso compensaría en exceso. Basado en el principio del conservadurismo, Las normas contables generalmente aceptadas exigen la contabilización de gastos en intangibles, como publicidad, capacitación de empleados e investigación y desarrollo. Estas reglas son sensibles, porque los efectos de esos gastos son especulativos.

### 2.3 Origen de las diferencias entre el valor de mercado y el valor contable de una empresa

Los estándares contables son guiados, en mayor o menor grado, por un principio de prudencia – conservadurismo en la contabilidad - que típicamente produce valores contables de los activos netos inferiores a los valores de mercado correspondientes. Una definición de conservadurismo contable, generalmente aceptado, es "un persistente sesgo a la baja en el valor contable en relación con valor de mercado" (Beaver & Ryan, 2000) es decir a mayores empresas que cuenten con una capitalización de mercado menor que el valor contable de su patrimonio, dicha diferencia se incrementará y será duradera en el tiempo. A ejemplo de lo anterior se observa en la ilustración 2 la razón de S&P500 del precio a valor en libros (P/BV) de los últimos 20 años; muestra que en general el valor de mercado para las empresas en la muestra es superior al valor en libros; dicho dato fue impactado por la crisis inmobiliaria de finales del 2008. En abril 2020 se localiza el punto más bajo de los últimos 18 meses reflejando los efectos del "great lockdown" ocasionado por la pandemia del COVID-19 así como su pronta recuperación por la inversión realizada por a la economía de Estados Unidos.

## Ilustración 2 Price to Book Ratio SP 500



Nota. La ilustración muestra la tendencia del Price to book de 1999 a 2022

A manera de medir el grado de diferencia entre el valor de mercado (MV) y el valor en libros (BV) derivado del efecto de la crisis del 2008 la tabla 1 se muestra un análisis del S&P 500

**Tabla 1** Análisis de MV y BV para empresas en el SP&500 del 2005 al 2010

Concepto	2005	2006	2007	2008	2009	2010
Empresas que cotización en el S&P 500	500	500	500	500	500	500
Empresas en la muestra	478	485	491	491	497	498
Empresas con MV menor al BV	2	6	15	100	47	38
Porcentaje de empresas MV menor al BV	.4%	1.2%	3.1%	20.2%	9.5%	7.6%
BV Miles de Millones USD \$\$	29.6	83.5	92.07	1,091.1	807.5	859.3
BV- MV Miles de millones USD \$ para las empresas MV < BV	13.3	15.4	16.6	453.4	272.1	192.8
% Final	45.2%	18.5%	18.1%	41.6%	33.7%	22.4%

Nota. Esta tabla muestra las diferencias entre el BV y MV entre el 2005 y 2010

Fuente: Elaboración propia con información del Mercado SP&500 del 2005 al 2010

Incluso cuando el conservadurismo no es un objetivo de la contabilidad, es típicamente reconocido que la contabilidad tiene un papel en el suministro de estándares de referencia a los inversores, como por ejemplo la norma de que el valor en libros de los activos netos representa un piso de valoración. Por lo tanto, una amplia diferencia negativa y persistente entre valores de mercado y contabilidad los valores son indicativos de una

anomalía; de esta manera es factible asumir que una situación continua y generalizada de precios de mercado por debajo del valor contable no se puede decir que sea una buena contabilidad. El conservadurismo contable es permeado no solo por normas contables, sino también surge en la forma en que se aplican. Si los estándares contables requieren estimaciones difíciles de verificar, la discrecionalidad entra en la y la teoría de agencia, la cual predice que la gerencia puede hacer uso oportunista de esta discrecionalidad. Estimaciones del valor razonable bajo US GAAP e IAS / IFRS y estimaciones de valor en uso bajo IAS / IFRS son al final del día estimaciones. La aplicación de estos estándares puede reducir la contabilidad conservadurismo, y explicar un negativo y continua diferencia entre capitalización de mercado y valor contable (Ramanna & Watts, 2012).

Hay dos tipos de contabilidad en relación con su conservadurismo (Beaver & Ryan, 2005): incondicional (o ex ante o noticias independientes) conservadurismo y condicional (o ex post o noticias dependientes) conservadurismo. El conservadurismo incondicional se refiere a las normas y políticas contables adoptadas de forma coherente, independientemente de las circunstancias, y generalmente se aplica al inicio de los activos registrando considerablemente el valor contable inferior al valor de mercado. Los gastos de investigación y desarrollo y otros intangibles generados internamente es un ejemplo típico de conservadurismo incondicional. La adopción de métodos para la valuación de inventarios para inventarios (cuando los costos están aumentando) es otro. En cambio, el conservadurismo condicional se refiere a las normas contables que registran valor contable asimétricamente, dependiendo sobre si la información en ese momento es favorable o desfavorable. Estos estándares requieren registros en la contabilidad basándose en el valor en circunstancias negativas, pero no permite el ajuste (o permita solo hasta el costo original) en circunstancias favorables. El tratamiento contable de "el menor de costo o mercado "para los inventarios es un ejemplo. Deterioro de activos no corriente es otro. El estándar que permite que una pérdida por deterioro sea revertida, pero no permite revertir de las pérdidas por deterioro; es un ejemplo de la asimetría de conservadurismo condicional aplicado a diferentes activos. El conservadurismo condicional requerido por normas contables para el tratamiento de eventos negativos fomenta la discrecionalidad opciones e introduce la holgura contable; estos estándares afectan la disposición para registrar el efecto de un evento negativo y la cantidad que se registra. Por tanto, la holgura contable puede explicar una

diferencia negativa entre el valor del mercado y el valor en libros. La holgura contable, hasta cierto punto, permite un manejo para evitar efectos negativos en las cuentas (en algunos casos con consecuencias irreversibles) siguiendo eventos que se consideran temporales o inmaterial para la medición de los activos netos de la entidad. Teóricamente, los importes contables pueden tener relevancia económica incluso aunque en la práctica pueden no ser relevantes para el valor de mercado, simplemente porque son no considerado suficientemente confiable por inversionistas que se reflejen en el precio de las acciones (Barth et al., 2001). La relación de valor de mercado a valor en libros es una indicación del precio de mercado de los activos netos. Si los inversionistas solicitan importantes descuentos a las estimaciones de la contabilidad, la relación mercado-valor en libros es menor que uno.

### **CAPITULO III Sentimiento de mercado y fundamentales económicos**

#### **3.1 Sentimiento de Mercado**

Ciertos eventos económicos del mercado nos dan a pensar sobre ciertas influencias que van más allá del resultado financiero económico. Abordaremos esa línea de ideas revisando de forma conceptual algunas teorías y trabajos donde el concepto de sentimiento de mercado es relevante. Revisaremos los principales aspectos de dos sesgos cognitivos, el exceso de confianza y la reacción exagerada como resultado del actual del inversionista. Luego revisaremos algunas definiciones aportadas por economistas derivadas de sus trabajos; así como algunas formas aceptadas para poder capturar dicha información y concluiremos con la selección de un método apropiado para esta investigación.

La historia del mercado de valores está llena de eventos impactantes, lo cuales han ganado sus propios nombres: el “*Gran Crash*” de 1929, el “*Boom Tronics*” de principios de la década de 1960, los años “*Go-Go*” de finales de la década de 1960, la burbuja de los “*Nifty Fifty*” de principios de la década de 1970, la crisis del Lunes Negro de octubre de 1987, y la burbuja de Internet o mejor conocido como el Dot.com de la década de 1990 (Goldfarb & Kirsch, 2019). Cada uno de estos eventos esta conceptualizado bajo cambio drástico en el precio de las acciones, en principio y sin conocer nada adicional parece desafiar una explicación lógica. Existe el modelo clásico de finanzas, en el cual inversionistas lógicos y

racionales reflejan en los precios del mercado de capitales, el valor racional actual de flujos de efectivo futuros esperados.

La reserva federal de los Estados Unidos en 1988 publicó un estudio que el cual se emitieron una serie de recomendaciones para evitar futuras crisis las cuales fueron herramientas generales para dar soporte al sentimiento de mercado, a través de la comunicación y herramientas de análisis técnico; de un incremento de liquidez en el mercado financiero a través del recorte a las tasas de interés y a la baja en los préstamos de instrumentos financieros; flexibilización en cuanto al trato con los clientes de vendedores e intermediarios en el sistema financiero (Securities U. S & Exchange Commission, 1988)

Los eventos descritos anteriormente tienen dificultades para adaptarse a estos patrones racionales, y las acciones de la reserva federal encaminados a contar con herramientas generales avivaron la llama del conocimiento. Por ello psicólogos del comportamiento y economistas experimentales han documentado una serie de desviaciones de este paradigma, en forma de sesgos de comportamiento específicos que son parte de la toma de decisiones humanas bajo incertidumbre, varios de los cuales conducen a resultados poco predecibles para el bienestar económico del inversionista y el mercado financiero en lo general.

Dichas predicciones, mirando hacia el mercado financiero, en su esencia, tienen una combinación entre ciencia y arte al no ser exacto o con un procedimiento conocido. Para contar con la oportunidad de predecir el rumbo que está teniendo el mercado financiero, primero se reconoce que mucho de su volumen y volatilidad deviene de las acciones y comportamientos de los inversionistas. Ante la presencia de este concepto se asume la presencia de un factor adicional, un sentimiento de mercado.

Tales acciones y comportamientos tienden a generar lo que se conoce como volatilidad e incertidumbre, en otras palabras riesgo para su inversión, que son parte del día a día en los mercados de opciones financieras, por lo que, para un grupo de personal especializado tales como, empresarios, administradores de riesgos, tesoreros, inversionistas y personas físicas que invierten en lo individual, resulta necesario que tomen en cuenta alternativas para minimizar y administrar el riesgo al que se encuentran, así como para

optimizar el rendimiento de los portafolios de inversión. Durante los últimos veinte años se ha tenido un gran auge la administración de riesgos, dentro del cual están la volatilidad e incertidumbre. El monitorear de forma constante la realidad, puede otorgar beneficios e información sobre las posibles causas que llevan a una pérdida y además se puede contar con una planeación adecuada.

En 1973 empieza el estudio de la volatilidad con el modelo de valuación de opciones desarrollado por Black & Scholes (1973). En dicho modelo los autores sientan las bases de la valuación de las opciones, pero al mismo tiempo de su volatilidad buscando una posición de cobertura para cambios en los precios.

Dentro de las investigaciones sobre mercados financieros el reconocimiento de las causas es parte esencial del planteamiento de dicha investigación. Uno de los eventos que causo impacto en el mundo es comentado por Özelli (2021) al respecto de la identificación de eventos que llevaron al lunes negro del 19 de octubre de 1987, a saber, la inflación empezó a incrementarse a principios de 1987, el déficit de importaciones no había sido reducido, argumentado que se perdía la batalla con los japoneses, devaluación del dólar ocasiono que hubiese señales de lo que podría ocurrir, ya que un viernes anterior el 16 de octubre de 1987 el Dow Jones bajó un 4.6% o su equivalente en puntos (108) por un temor de una devaluación del dólar; conflicto en el medio oriente: El lunes 19 de octubre de 1987, USA ataco una plataforma petrolera en el golfo pérsico que pertenecía a IRAN, *eso introdujo un factor de miedo*<sup>2</sup> de una guerra contra Irán.

El miedo representar un sentimiento inherente al ser humano, que forma parte de su ser y en su conducta. Para empezar a explorar que es la conducta se usara la definición aportada por Huerta (2018) donde nos menciona que el proceder por parte de un individuo la manifestación visible de lo que a esa persona le interesa o necesita, con lo que se siente identificado o de donde el individuo se percibe como parte de ese grupo o grupos, considerando en todo momento que toda conducta es una decisión personal, con el pleno convencimiento de lo que se está haciendo.

---

<sup>2</sup> Primera vez que se le asocia una emoción: miedo y esta a su vez a un sentimiento de mercado.

Por el lado del concepto de sentimiento, se tomarán en cuenta las ideas y definiciones de Damasio (2010) donde comenta que, al momento de comprender el comportamiento humano, muchos estudiosos pasan por alto la emoción. En ocasiones enfocando la conversación sobre recompensas, castigo, impulsos, motivaciones y en general a la fuerza de los sentimientos. Habla de los diversos dispositivos que están involucrados, los cuales operan al principio de manera automática y hasta cierto punto a “ciegas”, hasta que empiezan a ser conocidos por las mentes conscientes en forma de sentimientos.

Damasio (2010) ayuda a diferenciar y encontrar la concepción más precisa para sentimiento y emoción: *“Las emociones son percepciones que se acompañan de ideas y modos de pensamiento; los sentimientos por otro lado son principalmente percepciones de lo que nuestro cuerpo hace mientras se manifiesta la emoción”*.

La conducta, la emoción y sentimiento son fundamentales para empezar a explicar el fenómeno que hace que los seres humanos tomemos decisiones, ya que Damasio complementa con el ciclo emoción-sentimiento que tiene su inicio en el cerebro con la percepción y la valoración de un estímulo potencialmente capaz de causar una emoción.

Todo lo anterior ha despertado un interés en los Investigadores de las finanzas conductuales, al grado que en la década de los 90`s comenzaron los estudios formales empíricos para ajustar el modelo clásico con un modelo alternativo construido sobre dos supuestos básicos.

El primer supuesto, presentado en De Long et al. (1990), es que los inversionistas están sujetos a sentimientos. Es factible intuir entonces que, definido de forma muy general, el sentimiento de mercado es una creencia acerca de los flujos de efectivo futuros y los riesgos de inversión que no está justificada con los hechos o la información que se tiene en ese momento del tiempo. El segundo supuesto, desarrollado por Barberis et al., (1998), es que arriesgar capital en contra de inversionistas con alto grado de sentimiento es costoso y arriesgado.

El balance dentro de los mercados en consecuencia de lo anterior es importante. Dentro del modelo de finanzas clásico y de comportamiento en los mercados el arbitraje, definido como compra y venta simultánea del mismo valor, o esencialmente similar, en dos

mercados diferentes a precios ventajosamente diferentes (Sharpe, 1990). Teóricamente hablando, dicho arbitraje no requiere capital y no conlleva ningún riesgo. Cuando un inversionista usa este supuesto él, compra un valor más barato y vende un valor más caro, sus flujos de efectivo futuros netos son cero y obtiene su ganancia por adelantado. El arbitraje juega un papel fundamental en el análisis de valores mercados, porque su efecto es llevar los precios a valores fundamentales y mantener mercados eficientes.

Como resultado de lo comentado y asumiendo que estamos ante la presencia de inversionistas racionales, que operan bajo las bases del arbitraje no son tan agresivos en forzar los precios a los fundamentales como sugeriría el modelo estándar. Sin embargo, de acuerdo con lo expuesto en Shleifer & Vishny (1997) en el lenguaje de las finanzas conductuales modernas, existen límites al arbitraje. La historia del mercado norteamericano ha sido el campo de pruebas y confirmación de lo anterior por ejemplo basándonos en los fenómenos de la burbuja de Internet validando así las dos premisas de las finanzas conductuales. Un período de extraordinario de sentimiento en los inversionistas empujó los precios de las acciones tecnológicas especulativas y difíciles de valorar a niveles insostenibles a finales de la década de 1990. En lugar de crear oportunidades para realizar u operar bajo los principios del arbitraje este incremento de sentimiento obligo a muchos operadores se fueron a la bancarrota, ya que los precios que eran altos se fueron aún más altos.

Ahora, la cuestión ya no es, como lo fue en las décadas entre 1970 y 1980 si el sentimiento del inversionista afecta los precios de las acciones, sino más bien en entender los efectos, de cómo medir el sentimiento de los inversionistas y cuantificarlos. Para continuar entendiendo dichos efectos comentaremos principales conceptos de sentimiento de mercado. De modo de contar con una mayor referencia e interpretación del concepto de sentimiento de mercado enunciaremos las principales ideas o conceptos, así como el autor(es) con el cual se puede relacionar.

**Tabla 2** Principales definiciones de sentimiento de mercado

Definición	Autor
<i>“El sentimiento se puede definir como errores de juicio comunes cometidos por un grupo de inversionistas (ruido) en lugar de una serie de errores no correlacionados”</i>	Barberis et al., (1998)
<i>“El sentimiento de mercado es un factor importante para explicar el exceso de rendimiento y las acciones con volatilidad condicional”</i>	Lee, et al. (2002)
<i>“El sentimiento representa las expectativas de los participantes del mercado en relación con la norma: un inversionista alcista (bajista) espera que los rendimientos estén por encima (por debajo) del promedio, cualquiera que sea el "promedio”</i>	Brown & Cliff (2004)
<i>“El sentimiento del mercado es optimismo de los inversionistas (pesimismo) durante los periodos de expansión (recesión) que podrían conducir a expectativas y respuestas diferenciales a los anuncios corporativos (Trimestral o anual)”</i>	Hahn & Reyes (2004)
<i>“El sentimiento del inversionista es la propensión a especular. De acuerdo a esto el sentimiento impulsa la demanda relativa de inversiones especulativas, por lo que provoca efectos transversales incluso si las fuerzas de arbitraje son las mismas en todas las acciones”</i>	Baker & Wurgler (2006)
<i>“El sentimiento del inversionista es el pesimismo / optimismo al respecto de las acciones en general”</i>	Baker & Wurgler (2006)
<i>“El sentimiento del mercado refleja el grado de optimismo o pesimismo excesivo en las creencias de los inversionistas sobre las acciones en general que no está justificado por los fundamentos”</i>	Lemmon & Portniaguina (2006)
<i>“El sentimiento de los inversionistas se define como un fenómeno que sesga las expectativas de rendimiento futuro de la empresa”</i>	Bergman & Roychowdhury (2008)

Nota. Esta tabla muestra los principales conceptos asociaciones al sentimiento de mercado a manera de identificar autores y años.

Fuente: Elaboración propia

En conjunto con las definiciones y a través de las evidencias del mercado mencionadas; estas, parecen desafiar la visión tradicional de que el precio de las acciones es racional, es decir refleja toda la información disponible al público. De acuerdo con lo estudiado por Daniel et al. (1998) a finales de los 90`s algunas de las anomalías más generalizadas se encuentran en la *previsibilidad de la rentabilidad basada en eventos* (valor del precio de la acción promedio en la fecha de un evento de la empresa con la misma dirección (positiva o negativo). Siendo dichos eventos cápsulas que ayudan a estudiar el fenómeno. En relación con el horizonte de tiempo el primer elemento es el *Impulso a corto plazo* o su autocorrelación positiva a corto plazo de los rendimientos para acciones

individuales y el mercado en su conjunto, esto ayuda a diferenciar y ubicar los análisis. En el terreno del largo plazo la *reversa a largo plazo* autocorrelación negativa de los rendimientos a corto plazo separados por espacios de tiempo prolongados o "reacción exagerada" reconocida por los mercados. Por otro lado, los efectos en la *alta volatilidad* de los precios de las acciones en relación con los fundamentales contables y de operación de las empresas. Los anuncios de las empresas en los Estados Unidos de América es un evento muy esperado por el mercado y los analistas; el precio de las acciones a corto plazo seguido a lo anunciado por las empresas en la *dirección anunciada* (positiva o negativa), podría tener un precio anormal de las acciones por un desempeño en la dirección opuesta a las ganancias de largo plazo.

Existen una serie de investigaciones sobre la interpretación de dichas anomalías y su evidencia de previsibilidad. Una de las posibilidades es que estas anomalías sean desviaciones esperadas, esporádicas bajo la eficiencia del mercado de acuerdo con lo comentado por Fama (1998). Dada esta evidencia, parece razonable considerar explicaciones para los patrones de rendimientos se podría considerar una racionalidad imperfecta.

Resulta poco obvio cómo los fenómenos del mercado de valores pueden registrarse en un modelo basado en la racionalidad ideal del inversionista; no hay una teoría psicológica "conductual" de estos fenómenos la cual conste con una aceptación general. Algunos aspectos de los patrones parecen contradictorios, como la aparición la poca reacción del mercado en algunos contextos y la sobrereacción en otros. De Bondt & Thaler (1995) argumentan que una buena teoría de las finanzas psicológicas se basa, sobre la evidencia psicológica, al respecto de cómo se comporta realmente la gente.

Los analistas e inversionistas generan información para operar en los mercados financieros, a través de herramientas, tales como entrevistar a las gerencias de las empresas, verificar rumores, así como analizar los estados financieros. Estos a su vez se asume que pueden realizar dichas tareas con diferentes grados de habilidad. Si un inversionista sobreestima su capacidad para generar información o para identificar la importancia de los datos existentes, que otros descuidan, subestimaré sus pronósticos, o los posibles errores derivados de ese análisis. Si por el contrario tiene confianza de más en

señales o valoraciones con las que tiene una mayor implicación personal o despierta algún sentimiento, tenderá a confiar demasiado en la información que ha generado, dejando de lado señales públicas que podrían apuntar en direcciones diferentes. Por tanto, un inversionista demasiado confiado sobreestima la precisión de su información privada, pero no da importancia a señales recibidas públicamente por todos. De lo anterior sienta las bases de una definición del sentimiento de mercado y sus principales investigadores, revisaremos dos sesgos de comportamiento que infunden miedo en los mercados.

### *3.1.1 Exceso de confianza*

El exceso de confianza es una percepción del ser humano al respecto de su saber y entender de un tema en particular. Cuando este exceso de confianza se manifiesta en los indicadores financieros, provoca el sentimiento de mercado y por ende su estudio se vuelve relevante. Revisaremos algunas definiciones aportadas por economistas derivadas de sus trabajos; así como algunas formas aceptadas para poder capturar dicha información y concluiremos con la selección de un método apropiado para esta investigación.

El exceso de confianza en los mercados ha sido objeto de estudios en el terreno de la psicología del comportamiento en el cual sugieren, que la gente tiene demasiada confianza. Alpert & Raiffa (1982), y Brenner et al. (1996) entre otros estudios encuentran que las personas sobreestiman la precisión de su conocimiento. Camerer (1995) sostiene que incluso los expertos pueden mostrar un exceso de confianza.

Al momento de traer el tema del exceso de confianza a las finanzas del comportamiento, los investigadores han desarrollado modelos teóricos para analizar las implicaciones de dicho concepto en los mercados financieros. Kyle & Wang (1997) muestran que el exceso de confianza puede utilizarse como un compromiso sobre los competidores para mejorar el bienestar de la persona en lo individual. Odean (1998) demuestra que el exceso de confianza puede provocar un comercio u operaciones excesivo. Bernardo & Welch (2001) discuten los beneficios del exceso de confianza para empresarios para reducir el comportamiento de manada. En estos estudios, el exceso de confianza se modela como una sobreestimación de la precisión de la información que el individuo posea y sobre la cual se toman decisiones de inversión.

Los inversionistas con exceso de confianza creen más firmemente en sus propias evaluaciones del valor de los activos o acciones que el de los demás (Scheinkman & Xiong, 2003). De esta forma, el exceso de confianza conduce a creencias heterogéneas o diferencias de opinión. Cada inversionista demasiado confiado cree que las creencias de otros inversionistas fluctúan aleatoriamente en torno a sus propias creencias. Estudio de Varian (1989) sobre comercio especulativo causado por creencias heterogéneas. Odean (1999) y Barber & Odean (2002) proporcionan evidencia empírica de que los inversionistas individuales disminuyen su bienestar negociando demasiado.

Que tanto efecto puede tener el exceso de confianza en el inversionista ha sido objeto de estudio para Daniel et al. (1998) los cuales encontraron que el inversionista informado con exceso de confianza pesa más que aquel que pudiera estar bien informado, pero con poca confianza en su base de conocimiento; esto puede provocar una reacción exagerada del precio de las acciones, en el corto plazo. Sin embargo, cuando la información pública agrega ruido en los inversionistas, la desviación ineficiente del precio es parcialmente corregida. Esto es que, en fechas posteriores, a medida que llega más información pública, el precio en promedio, se acerca aún más al valor de la información completa que está disponible para los mercados. Por tanto, los precios de las acciones reaccionan de forma exagerada a señales de información de inversionista con exceso de confianza y tienden a reaccionar de forma insuficiente a las señales públicas de las empresas.

Lo anterior es visto desde un punto de vista externo, el exceso de confianza también es originado de forma interna. Si un inversionista opera basándose en una señal interna, es decir información no disponible para el público, empieza a existir asimetría en la información y si derivado de esa decisión, la información pública posterior confirma que la operación realizada tiene la misma dirección (comúnmente buenas noticias después de una compra, o malas noticias después de una venta) esto potenciaría el exceso de confianza en el inversionista. Esto sugiere que, de acuerdo con Daniel et al. (1998) cuando un inversionista recibe confirmación con información pública, su confianza incrementa, pero si por el contrario hubiese información contraria, la confianza solo cae modestamente, si es que cae. Por lo tanto, si un individuo comienza a operar con creencias sesgadas sobre su capacidad, en la medida que información nueva es comunicada al público la cual, en promedio, es positiva confirma la validez de su análisis. Esto sugiere que la información pública puede

desencadenar una reacción exagerada adicional a una señal dada o basada en análisis internos. Los autores comentan que tal reacción exagerada de forma continua provoca un impulso en los precios de las acciones, pero que tal impulso eventualmente se invierte a medida que la información pública gradualmente lleva el precio de regreso a los fundamentales. Por lo tanto, de acuerdo a la teoría de la atribución sesgada implica impulso a corto plazo y reversiones a largo plazo.

Existen otros modelos de exceso de confianza, en los inversionistas. Artículos modelan el exceso de confianza en varios contextos. De Long et al. (1991) examinan las ganancias de los operadores que subestiman el riesgo. Hirshleifer et al. (1994) examinan cómo los analistas o los operadores sobreestiman la probabilidad de que reciban la información antes que otros tenderán a agruparse o actuar en forma de rebaño, en la selección de las acciones a evaluar o analizar. Kyle & Wang (1997), proporcionan especificaciones de exceso de confianza como sobreestimación de la precisión de la información, pero no distinguen entre las señales públicas y privadas a este respecto. Odean (1998) examina el exceso de confianza y las consecuencias de la reacción exagerada a una señal interna, que da como resultado un exceso de volatilidad y auto correlación de retorno negativa.

La repetición constante de una demostración de exceso de confianza lleva a identificar que a medida que los individuos observan los resultados de sus acciones, actualizan su confianza en su propia capacidad de manera sesgada. Según la teoría de la atribución, Bem (1972), los individuos atribuyen con demasiada fuerza a eventos que confirman la validez de sus acciones debido a su alta capacidad de análisis, y eventos que no confirman la acción se lo atribuyen a ruido externo o sabotaje. Lo anterior se relaciona con la noción de disonancia cognitiva, en la que los individuos suprimen internamente la información que entra en conflicto con elecciones pasadas.

### *3.1.2 Reacción exagerada*

Al haber definido el sentimiento de mercado y relacionándolo con el exceso de confianza hay un elemento que forma parte del sentimiento de mercado; el reaccionar más allá de la información que está en nuestro poder, ya sea en una dirección por encima del contenido real de la información o por debajo de esta; más comúnmente conocido como la reacción exagerada. Revisaremos conceptos relacionados.

Al revisar literatura sobre la reacción exagerada y reacción insuficiente de manera integrada, estudios como los de Shefrin (1999) analizan cómo el poco peso de la tasa base puede arrojar información sobre el comportamiento anómalo de la volatilidad implícita en los mercados de opciones. En un artículo clásico en la materia, Barberis et al. (1998) ofrecen una explicación de poca reacción y exageradas basadas en un modelo de aprendizaje en el que las ganancias reales siguen un camino aleatorio, pero las personas / inversionistas / operadores creen que las ganancias siguen una tendencia de crecimiento constante o eventualmente regresan a la media o promedio. El enfoque de su estudio está en aprender sobre los indicadores de desempeño en series de tiempo, tales como las ganancias, no abordan eventos esporádicos. En otro artículo, Hong & Stein (1999) examinan una población donde reacciones insuficientes y exageradas surgen de la interacción del impulso de los operadores y los observadores de noticias. Los operadores de impulso hacen un uso parcial de la información contenida en tendencias recientes de precios e ignoran las noticias fundamentales. Los observadores de noticias las utilizan racionalmente noticias, pero ignoran los precios.

Las diferencias entre las opiniones de inversionistas es otro factor que puede llevar al concepto mencionado; como por ejemplo en otra clase de modelos relacionados es discutida por Shefrin (2006), estas diferencias de opinión entre inversionistas, a veces, combinadas con restricciones de ventas en corto, generan una valuación equivocada. Los modelos anteriores podrían realizar predicciones sobre patrones en el sentimiento del mercado y por ende su efecto en los precios de las acciones y volumen de operación.

Los inversionistas y los mercados, en su funcionamiento real contienen en sí mismos muchos factores que son demasiado complicados para resumirlos claramente con algunos sesgos o enmarcarlos en alguna teoría en lo particular. Es posible utilizar dos enfoques para analizar lo anterior, desde el punto de vista de un inversionista.

El enfoque de “arriba hacia abajo” se centra en medición del sentimiento de forma reducida y rastrea sus efectos en los retornos o las ganancias del mercado y en los precios de las acciones individuales. De tal manera que se base en los dos supuestos más amplios e irrefutables de las finanzas conductuales son: el sentimiento de mercado y límites al arbitraje, para explicar qué acciones de empresas probablemente sean más afectados por el sentimiento de mercado, en lugar de simplemente señalar que el nivel de los precios de las acciones depende del sentimiento (Baker & Wurgler, 2007).

El otro enfoque es "de abajo hacia arriba", utilizando como base los sesgos psicológicos de los inversionistas de forma individual, tales como el exceso de confianza, la representatividad y el conservadurismo, para explicar cómo los inversionistas individuales reaccionan de forma insuficiente o exagerada a los rendimientos o fundamentales mostrados en el pasado (Baker & Wurgler, 2007).

### *3.1.3 Efecto teórico del sentimiento de mercado en las acciones*

El mundo de las finanzas de comportamiento estudia al hombre, sus decisiones y como sus decisiones impactan en los mercados financieros en ámbitos que van desde el precio de las acciones, el volumen de transacciones y la volatilidad. Los efectos combinados del exceso de confianza, así como de reacciones exageradas llevan a estudiar su relación con el mercado de las acciones.

En la década de 1980 un conjunto de estudios de sentimiento y de retornos agregados aparecieron, especialmente después del “*gran crash*” de 1987. Eran en gran parte teóricos, probando en varias formas de determinar si el mercado de valores en su conjunto podría tener un precio incorrecto. Autores buscaron tendencia de los rendimientos agregados y su tendencia de revertir la media (Fama, & French, 1988); de la misma forma estudios centrados en la volatilidad en lo específico en el índice bursátil agregado, encontraron rendimientos que no podrían justificarse por la volatilidad de los fundamentales (Shiller, 1981), o la previsibilidad

de retornos agregados usando ratios de valuación simples como la razón de dividendos agregados a valor de mercado media (Fama, & French, 1989). Estas ideas y desarrollo de teorías son planteadas por los economistas, basándose en el papel del rol del sentimiento de mercado y como fue agregado de forma implícita. Se vuelve complicado distinguir entre una caminata aleatoria en comparación de una burbuja de precios de largo tiempo de duración. Por ello la predictibilidad de los retornos de la acción podría reflejar solo la corrección de un precio equivocado en el pasado.

En contra parte estudios, tales como Baker & Wurgler (2006), utilizan avances en la teoría de las finanzas del comportamiento para proporcionar pruebas más precisas de los efectos de sentimiento; utilizaron un conjunto de datos en el mercado americano los cuales relacionaron con dicho efecto. Sugieren que los inversionistas demandan acciones que tienen las características que son compatibles con sus sentimientos. Aquellos inversionistas con una baja propensión a especular están en demanda de acciones rentables, que paguen dividendos, ya que son consideradas seguras. Por el contrario, acciones de empresas con características de sin ganancias, jóvenes y sin pago de dividendos son marcadas como especulativas

Cuando analizamos categorías para los inversionistas dentro de los modelos de comportamiento de los mercados de valores; DeLong et al. (1990), sugieren dos caminos: arbitrarios racionales que son libres de sentimientos y comerciantes irracionales propensos sentimiento exógeno. Ambos compiten en el mercado, fijan precios y esperan retornos de dichas operaciones. Pero los arbitrarios racionales están limitados de varias formas. Estos límites vienen de horizontes de tiempo corto y/o de costos y riesgos de negociación y venta en corto. Como resultado, los precios no siempre se encuentran en sus valores fundamentales. Como resultado de esto, la incorrecta valuación de los precios surge de la combinación de dos factores críticos: un cambio en el sentimiento por parte de operadores o inversionistas irracionales, y un límite al arbitraje de los racionales.

Dentro del mercado financiero, en el actuar diario de los inversionistas y operadores las predicciones son clave para realizar su trabajo de la mejor manera; por ello es posible utilizar dos rubros básicos. *En primer lugar*, considerando la posibilidad que la demanda basada en el sentimiento varía de una empresa a otra. Por ejemplo, supongamos que el

común denominador, piensa que el sentimiento de mercado es la propensión a especular por parte del inversionista que busca las ganancias, esto podría ser similar a la propensión a jugar a la lotería; entonces el sentimiento lo podríamos englobar como una mayor demanda de valores más especulativos. Entonces, cuando aumenta el sentimiento, esperamos que estas acciones "especulativas" tengan rendimientos comparativos más altos. Conforme las expectativas son más o menos optimistas derivado de recuperaciones en los mercados o el desarrollo, aplicación y efectividad de una vacuna contra el COVID-19 los activos tenderán a subir o bajar. Como ejemplo el tipo de cambio MXN/ USD, ya que el momento de que los inversionistas perciben confianza, estos diversifican su portafolio adquiriendo activos especulativos con los cuales podrían tener rendimientos más altos, por lo que en su contraparte la demanda del dólar disminuye y por ende su cotización; indicando la posibilidad de un sentimiento incremental hacia activos de mayor rendimiento. Esto en consecuencia de eventos o noticias recientes con expectativas positivas.

Si por el contrario se esperaran expectativas negativas los inversionistas dejarían sus posiciones de riesgo para refugiarse en instrumentos o activos más estables tales como los bonos del tesoro de Estados Unidos, con lo que la demanda del dólar incrementaría y de la misma forma su cotización.

El inversionista racional buscará acciones o activos que, de acuerdo con su sentimiento, cuente con mayor potencial de rendimiento, buscando acciones o activos especulativos. ¿Qué hace que algunas acciones sean más especulativas que otras? De acuerdo a Baker & Wurgler (2007) consideran que la característica definitiva es la dificultad y subjetividad de determinar su verdadero precio. Por ejemplo, en el caso de una empresa joven, actualmente no rentable, pero potencialmente empresa de crecimiento extremadamente rentable, la combinación de una historia de cero ganancias y un futuro altamente incierto permite a los inversionistas defender valuaciones que van desde demasiado bajo a demasiado alto, insertando en su análisis su sentimiento de mercado predominante.

Cuando la especulación existe en una burbuja en una economía el estudio previo citado comenta que, cuando la propensión a especular es alta, los banqueros de inversión pueden unirse a lo presentado los inversionistas y con ello sumándose al grupo que propicia valuaciones elevadas. Por el contrario, el valor de una empresa con historia de altas ganancias, activos tangibles, así como decretando dividendos estables es mucho menos subjetiva, y por lo tanto es probable que las acciones sean menos sensibles al sentimiento.

Al buscar respuestas en el aspecto psicológico dentro de lo comentado es importante mencionar el efecto de la representatividad y conservadurismo. La representatividad es la tendencia a visualizar algunos eventos como típicos o representativos de una clase específica y derivado de ello a ignorar las leyes de la probabilidad en el proceso. Como ejemplo de lo anterior, es el mencionar las ocasiones que algunos inversionistas clasifican como acciones o activos en crecimiento basados en su historial reciente, ignorando la probabilidad que solo hay ciertas compañías que pueden seguir creciendo. Por otro lado, el conservadurismo menciona que una vez que se forma una impresión, los inversionistas son lentos para cambiar dicha impresión a la luz de nuevas evidencias. Dichos aspectos son expuestos por Barberis et al. (1998) comentando sobre lo pronunciado de estos sesgos en el actuar de los inversionistas. Cuando los inversionistas y operadores tienen la misma información básica, pudiese existir diferencias en opiniones o sentimiento de los inversionistas; Miller (1977), menciona que dichas desigualdades incluso pueden ser grandes.

Los cambios a lo largo del tiempo en los sesgos indicados son lo que podríamos denominar cambios en la propensión a especular en ciertas acciones o activos de empresas. Mencionamos que existen dos orientaciones en cuanto a las empresas y su relación con la especulación: aquellas con baja propensión a especular, es decir, acciones rentables, que paguen dividendos, dicho de otra forma, seguras. Por el contrario, algunas acciones de empresas con características tales como sin ganancias, jóvenes y sin pago de dividendos son marcadas como especulativas. D'Avolio (2002) aporta que en su estudio muestra que el arbitraje tiende a ser particularmente riesgoso y costoso para ciertas poblaciones de grupos de empresas, las que son jóvenes, pequeñas, no rentables o experimentando un crecimiento inesperado; siendo estas las especulativas. Tales acciones tienden a ser más costosas de comprar y vender en corto. Tienen por consecuencia un alto grado de variación en sus

ganancias, lo que hace que apostar por ellos sea más arriesgado y por ende más volátil (Wurgler & Zhuravskaya, 2002). En empresas donde la mayor volatilidad es mayor puede llevar a los inversionistas a cuestionar quien le proporcionan fondos al inversionista operando bajo arbitraje, lo que en última instancia conduce a retiros, del mismo tipo de inversionista, pero con opinión contraria, en el momento cuando la fijación de precios es mayor (Shleifer & Vishny, 1997). En la contraparte se encuentran aquellas empresas que no pagan dividendos, son nuevas y jóvenes, por ello los fundamentales de estas acciones se proyectan en el futuro y por lo tanto sujeto a especulaciones (Pontiff, 1996). Con todo lo anterior, podríamos esperar que el sentimiento de mercado tenga un mayor efecto en acciones de empresas con las características mencionadas.

En la práctica, las acciones que son difíciles de valorar también tienden ser difícil de conseguir un arbitraje. Con esta aseveración como base deriva en que: las acciones más sensibles al sentimiento de mercado serán las de las empresas que son más jóvenes, más pequeños, más volátiles, no rentables, no pagan dividendos, o con un gran potencial de crecimiento. Por el contrario, las acciones “similares a bonos” estarán menos guiadas por el sentimiento.

Para valorar una acción además de las categorías de empresas existen otros modelos de valuación, para mencionar uno importante es el CAPM, (*capital asset pricing model*); en dicho modelo el rendimiento esperado de una acción depende de su exposición al riesgo, medida por la beta de mercado, multiplicado por la prima de riesgo de mercado, que es el rendimiento esperado en el mercado de valores como un todo. En este modelo se asume que los inversionistas son racionales y adversos al riesgo; en este modelo la prima de riesgo de mercado es, en la mayoría de las veces positiva (Sharpe, 1977). Bajo este modelo acciones de empresas complicadas de valorar con potencial de crecimiento tenderán a tener un alto beta. Baker & Wurgler (2007) encontraron que cuando el sentimiento de mercado es alto, acciones especulativas y con difícil arbitraje tienen bajos retornos futuros en promedio que acciones con características opuestas. Lo anterior abona a la presencia de sentimiento de mercado que guía el precio de la acción. Dentro de la teoría del CAPM, los inversionistas poseen alguna combinación, cartera de mercado y/o un activo libre de riesgo. Los inversionistas pueden enfrentarse problemas de liquidez, que enfrentarán vendiendo (en el caso de efectos negativos) o compra (en el caso de efectos positivos). Sin embargo, en esta

simple visión del mundo, los inversionistas simplemente alterarán el tamaño, pero no la composición, de su cartera; comprar (o vender) es proporcional a la capitalización de mercado de las acciones individuales dentro de la cartera de mercado que a su vez puede estar influenciado por un exceso de confianza.

Comprar y vender forma parte de las operaciones diarias y por ende la base del arbitraje donde los operadores intentan capitalizar ganancias. Barber et al. (2009) por otro lado, aportan que la teoría del arbitraje de los precios proporciona una visión multifactorial del mundo, donde los inversionistas mantienen de forma óptima carteras suficientemente diversificadas. A diferencia del CAPM, cuando frente a los efectos de liquidez, los inversionistas individuales ya no comprarán (ni venderán) en proporción a la capitalización de mercado de acciones individuales dentro de la cartera de mercado, sino más bien en proporción a la capitalización de mercado de las acciones individuales dentro de su portafolio diversificado. Dentro del portafolio el inversionista decidirá cuáles acciones conservar (comprar) o vender, en cierta medida por su medición o percepción del mercado.

La percepción del mercado es una forma tradicional de percibir el sentimiento en la economía y esta característica medida como la confianza del consumidor también ha recibido cierta atención en la literatura como una posible medida del optimismo de los inversionistas. Fisher & Statman (2003) reportan correlaciones positivas entre las medidas de confianza del consumidor en Estados Unidos de América y una medida directa del sentimiento de los inversionistas, medida por encuestas, compilada por la asociación de inversionistas individuales durante el período 1987-2000. También existe la evidencia de la presencia de un elemento irracional en la confianza del consumidor. Doms & Morin (2004) encuentran, después de controlar por factores económicos que las observaciones a la confianza del consumidor responden al tono y volumen de las noticias o reportajes periodísticos; más que al contenido económico.

#### *3.1.4 Formas de medición del sentimiento de mercado*

El sentimiento de los inversionistas no es fácil de medir, sin embargo, no es razón por la cual no se pueden encontrar sustitutos, aunque imperfectos, son útiles para la medición en el tiempo. Diversos aspectos se han investigado y en independencia de una conclusión genérica, se tienen documentado más de diez formas de medir el sentimiento de mercado;

en todas ellas la categoría que las une son las expectativas del inversionista, ya sea para obtener ganancias, mitigar riesgos o reducir costes o gastos y en todas ellas el exceso de confianza o la reacción exagerada son parte de su estudio.

Las empresas pueden alterar su estructura financiera por muchas razones, incluyendo un cambio en los fundamentos de negocios o por beneficio propio de los administradores. En teoría, con base en la teoría de eficiencia de mercado, las negociaciones entre los actores de la economía tienden a cero. Siguiendo esta idea los precios de mercado de las acciones normalmente reflejan los fundamentales económicos, en general, y el sentimiento podría jugar un papel menor.

Veamos como los efectos en cadena pueden ser seguidos a lo largo de la línea de tiempo. Tengamos en cuenta un evento de mercado, totalmente exógeno a la empresa o grupo de empresas que quisiéramos observar/ investigar. En primera instancia el sentimiento de los inversionistas puede conducir a una cadena de eventos, los cuales podrían observarse. En primer lugar, comencemos con las creencias de los inversionistas, las cuales podrían ser encuestadas. Estas creencias, las cuales, sobre la base de lo documentado es factible considerarlas como sentimientos, pueden traducirse entonces en patrones observables de transacciones u operaciones en el mercado de valores, los cuales a su vez son registrados. Cada parte de esta cadena también podría estar sujeta a confusión e influencias externas o con dificultades en su medición. Estas presiones en los eventos pueden causar errores de precio, que pueden observarse utilizando algunos puntos de referencia que se relacionan con el valor dictado con los fundamentales económicos. Estos errores de precios pueden generar una respuesta “informada” por parte de personal con información privilegiada, como ejecutivos corporativos, que pueden tener el incentivo para tomar ventaja de ello, y las empresas que deciden ajustar su saldo de capital o deuda, el cual de la misma forma queda registrado.

El sentimiento de mercado puede ayudar a inversionistas a tener un punto de referencia, sin embargo, usar solo el sentimiento de mercado puede resultar erróneo; es por eso que es mejor combinarlo con técnicas de análisis fundamentales económicos para tener un mejor conocimiento para poder tomar una decisión.

Al seguir la línea de eventos se encuentran con imperfecciones en cada paso; de acuerdo con Baker & Wurgler (2007) tales consideraciones sugieren que un enfoque es el combinar varias medidas imperfectas. Los autores plantean una serie de métodos para medir el sentimiento; se incluyen encuestas; estado de ánimo del inversionista; operaciones de inversionistas minoristas; flujos de fondos; volumen de operación; prima en acciones que pagan dividendos; volatilidad implícita de la opción; primer día retornos sobre ofertas públicas iniciales (OPI); volumen de ofertas públicas iniciales; nuevas emisiones de capital; y abuso de información privilegiada. En el caso de las encuestas, estas, por lo regular, son tratadas con cierto grado de sospecha, por la brecha potencial entre cómo las personas responden a una encuesta y cómo realmente se comportan.

#### 3.1.4.a) *Estado de ánimo del inversionista*

Aunque es un campo poco estudiado el conectar los precios de las acciones con cambios en las emociones humanas; empezaremos con la medición del sentimiento en lo individual; mejor conocido como el *estado de ánimo del inversionista*. Ejemplos del estado de ánimo y su relación con el mercado financiero lo encontramos en Kamstra, Kramer & Levi (2003) encuentran que los rendimientos del mercado son en promedio más bajos durante el otoño y el invierno, los cuales se atribuyen al inicio del trastorno afectivo estacional, esto es un trastorno depresivo asociado con la disminución de las horas de luz del día. Ellos Informan patrones de diferentes latitudes y ambos hemisferios que también parecen estar en línea con esta interpretación. En un giro completamente diferente sobre rendimientos Edmans, García & Norli (2007) utilizan los resultados del fútbol internacional como una variable de estado de ánimo para encontrar que las pérdidas en los juegos importantes predicen rendimientos bajos en el país perdedor al día siguiente, especialmente entre poblaciones pequeñas.

Al segmentar los trabajos realizados para analizar el estado de ánimo del inversionista es viable utilizar un evento o mediante alguna variable continua. Algunos otros trabajos relacionados en términos de variables continuas se encuentran en: la luz solar y su efecto sobre el estado de ánimo en Saunders (1993), Hirshleifer & Shumway (2003), la temperatura y el estado de comportamiento Cao & Wei (2005) ciclos lunares con Yuan, Zheng & Zhu (2005). En el terreno de eventos, algunos de los cuales son documentados por Kamstra,

Kramer & Levi (2000) en el cual se investiga el impacto de la interrupción de los patrones de sueño causada por cambios hacia y desde el horario de verano y por Frieder & Subrahmanyam (2004) a estudiar vacaciones. La principal ventaja del enfoque de eventos en comparación con el uso de una variable continua es que identifica claramente un cambio repentino en el estado de ánimo de los inversionistas. Como para todos los estudios de eventos, esto proporciona una gran relación de señal o ruido en los retornos. La principal desventaja es que el número de señales observadas tiende a ser bajo, reduciendo el poder estadístico.

#### 3.1.4 b) Encuestas a inversionistas

Es un segundo punto de partida, el preguntar de forma directa a los inversionistas qué tan optimistas se encuentran o la ausencia de este; es mejor conocido como *encuestas a inversionistas*. El hacerlo de esta manera podríamos obtener información para ubicar el inversionista irracional. Brown & Cliff (2005) utilizan este método para pronosticar los rendimientos del mercado. Qiu & Welch (2006) señalan que, en un estudio realizado para la universidad de Michigan, aunque los consumidores encuestados no se les pregunta directamente sobre sus opiniones sobre precios de las acciones, los cambios en el índice de confianza del consumidor se correlacionan con cambios en el índice UBS / Gallup usado en el estudio. Tanto Qiu & Welch, así como Lemmon & Portniaguina (2006) muestran que los cambios en la medida de la confianza del consumidor se correlacionan especialmente con rendimientos de acciones de empresas pequeñas.

#### 3.1.4 c) Operaciones de inversionistas minoristas

En cuanto al tipo de inversionista; el individual sin experiencia tiende a ser más probable que tenga algún sentimiento; por ello las *operaciones de inversionistas minoristas / individuales*, suelen estar direccionadas en ese sentido, por encima del inversionista profesional. Greenwood & Nagel (2009) encuentran que los inversionistas individuales y más jóvenes tenían más probabilidades que los inversionistas mayores de comprar acciones en el pico de la burbuja de Internet. De manera más general, Barber et al. (2009) encontraron en datos comerciales a nivel micro que los inversionistas minoristas / individuales compran y

venden acciones en conjunto, lo que es consistente con un sentimiento sistemático. Para que los sesgos y el sentimiento de los inversionistas individuales tengan un efecto acumulativo en precios de las acciones y/o activos, Barber et al. (2009) documentan que son necesarias dos condiciones; en *primer lugar*, debe haber límites a la capacidad y voluntad de los operadores mejor informados para compensar los efectos del sentimiento en los precios operados. *En segundo lugar*, la operación agregada de inversionistas individuales debe ser sistemática.

La primera de estas condiciones se ha abordado tanto teóricamente como empíricamente. Shleifer & Summers (1990) argumentan que los operadores pueden influir en los precios incluso en mercados donde algunos inversionistas están bien informados, porque los operadores informados que desean tomar ventaja de su información enfrentan riesgos que probablemente limiten sus acciones. Supongamos, por ejemplo, que una acción está sobrevalorada (es decir, su precio excede su valor fundamental). Partiendo de ese supuesto, si existiese un sustituto para las acciones y los costos de venta en corto son bajos, el operador informado puede comprar el sustituto y vender en corto las acciones sobrevaloradas. Si suficientes operadores bien informados hacen esto, los precios de las acciones sobrevaloradas y el sustituto convergen. Sin embargo, si la información es imperfecta o existe un desbalance en la misma, no existe un sustituto perfecto o los costos de venta en corto son altos, el operador informado que vende en corto la acción sobrevalorada se enfrentará con riesgos de información, riesgo fundamental y riesgo de ruido del operador / inversionista.

Es decir, existe el riesgo de que la información del operador informado es incorrecta; existe el riesgo de que, aunque la acción está sobrevalorada actualmente, los eventos posteriores aumentan su valor y precio, en cuyo caso el operador informado tendría pérdida en su operación; y existe el riesgo de que el sentimiento de mercado de los inversionistas / operadores provoque acciones sobrevaloradas que se pueden volverse aún más caras, generando pérdidas para el inversionista cuyo horizonte de compra/ venta es corto o cuyo costo de mantener una posición corta es alto (De Long et al., 1990). La segunda condición necesaria para que los inversionistas individuales afecten los precios de los activos es estudiada por Barber et al. (2009). Demuestran que la negociación de inversionistas individuales es sorprendentemente sistemática. Además, encontraron que el comercio

sistemático de inversionistas individuales se rige por sus propias decisiones, en forma de órdenes de mercado, en lugar de una reacción pasiva a la negociación de instituciones.

Gracias al poder computacional y grandes bases de datos la información sobre cómo los inversionistas de fondos de inversión asignan recursos entre diferentes categorías de fondos están disponibles teniendo otra fuente de medición conocida como *flujos de fondos de inversión*. Brown et al. (2002) proponen una medida general del sentimiento del mercado basada en cómo se mueve el fondo, es decir como los inversionistas entran y salen, por ejemplo, de fondos de bonos gubernamentales "seguros" y de fondos de acciones de crecimiento "arriesgados". Los inversionistas de fondos de inversión son bien conocidos por estar en constante búsqueda de inversiones con altos rendimientos observados en el corto plazo (Warther, 1995), sin embargo, si los cambios en los flujos se deben a la causalidad también es una pregunta importante. Frazzini & Lamont (2008) encontraron evidencia mediante el uso de flujos de fondos para representar el sentimiento de las acciones involucradas en el fondo. Documentan que cuando los fondos tienen una acción de una empresa en particular y experimentan fuertes afluentes de flujos, el rendimiento posterior de ese momento es relativamente bajo.

#### 3.1.4 d) *Volumen de operación o Liquidez*

En la categoría exógena al inversionista o resultante de un cúmulo de decisiones, *el volumen de operación, o liquidez*, se puede considerar como un índice de sentimiento de los inversionistas. Baker & Stein (2004) señalan que, vender en corto es más costoso que abrir y cerrar posiciones largas, inversionistas irracionales tienen más probabilidades de operar y, por lo tanto, añaden liquidez cuando son optimistas y apuestan por el incremento de las acciones en lugar de cuando son pesimistas y apostar por la caída de los precios de las acciones. En Scheinkman & Xiong (2003), el volumen revela diferencias de opinión, que a su vez están relacionadas con los niveles de valuación cuando la venta al corto es difícil.

#### 3.1.4 e) Prima del Dividendo

El actuar de las empresas o sus administradores resulta en decisiones tales como en aquellas acciones que pagan dividendos las cuales se parecen a los bonos, ya que su predecible flujo representa una característica de la seguridad de la empresa. Por ello *la prima del dividendo*, es considerada una forma de métrica, ya que el primer precio representa la medida, por tanto, la "prima" para las acciones que pagan dividendos, puede estar inversamente relacionado con el sentimiento de mercado. En Baker & Wurgler (2004A, B), se define la prima de dividendo como la diferencia entre el valor promedio de la razón de "market-to-book-value" de pagadores y no pagadores de dividendos. La prima de dividendo explica las principales tendencias históricas en la propensión de las empresas a pagar dividendos, como el declive posterior a 1977 de esta propensión documentada por Fama & French (2001); es decir, cuando los dividendos tienen una prima, es más probable que las empresas los paguen y menos cuando tienen descuento. En otras palabras, las empresas parecen atender al sentimiento predominante a favor o en contra de decidir si pagar dividendos.

#### 3.1.4 f) Descuentos en fondos de inversión cerrados

Los fondos cerrados son sociedades de inversión que emiten un número fijo de acciones, que luego cotizan en las bolsas de valores. El descuento del fondo (u ocasionalmente prima) es la diferencia entre el valor neto del activo de las tenencias de valores reales de un fondo y el precio de mercado del fondo. Neal & Wheatley (1998), han argumentado que, si los fondos cerrados se mantienen desproporcionadamente por los inversionistas individuales, *el descuento medio o la tasa de descuento* en los fondos de renta variable puede ser un índice de sentimiento, y el descuento aumenta cuando los inversionistas minoristas son bajistas.

Existe una regla no escrita del mercado, descrita por Wiesenberger (1946) que los descuentos en fondos de cerrados, la relación entre las ventas de lotes impares a las compras y los reembolsos de los fondos de inversión reflejan el sentimiento de los inversionistas individuales. Por ejemplo, afirma que "el pesimismo está en su punto máximo cuando los descuentos son mayores cuando la confianza de los inversionistas está en un

punto alto ... los descuentos tienden a reducirse", mientras que Malkiel (1977) sugiere que los reembolsos de fondos reflejan el "sentimiento general de los inversionistas".

Otra postura tradicional o de costumbre del mercado que el mejor momento para comprar acciones es cuando los inversionistas individuales son bajistas, y el mejor momento para vender es cuando los inversionistas individuales son alcistas. Por ejemplo, Hardy (1939) se refiere a que " *la tradición indica que el público es muchas veces equivocado y que a menudo hace que los movimientos del saldo de los lotes impares<sup>3</sup> sirven para pronosticar de forma útil de los precios de las acciones*".

Estas dos vertientes sugieren dichas mediciones de sentimiento deberían predecir los beneficios de las acciones en poder de inversionistas individuales. Neal & Wheatley (1998) proponen que los descuentos de fondos y los reembolsos netos predicen el tamaño de la ganancia y que su vez afecta la diferencia entre los retornos de empresas pequeñas y grandes. Por otro lado, Kandel & Stambaugh (1996) muestran que incluso una evidencia débil de predicción del retorno puede influir sustancialmente en la elección del portafolio de un inversionista.

#### 3.1.4 g) Volatilidad Implícita

En términos de los efectos de las decisiones realizadas por inversionistas en el mercado, *la volatilidad implícita* es un término relevante, para calcularla de acuerdo a Bjerksund & Stensland (2014) es necesario que los activos tengan como referencia contratos de opción que se encuentren listados en mercados de derivados o cotizadas en mercados OTC, ya que con esto la información se hace pública, transparente, oportuna y basada en

---

<sup>3</sup> Una de las primeras teorías relacionadas al sentimiento se localiza en la *teoría de los lotes impares*; la cual es considerada una hipótesis de análisis técnico basada en el supuesto de que el inversionista individual con poco volumen suele estar equivocado y que es más probable que los inversionistas individuales generen ventas de lotes impares. Por lo tanto, si las ventas de lotes impares aumentan y los pequeños inversionistas están vendiendo acciones, probablemente sea un buen momento para comprar, y cuando las compras de lotes impares aumentan, puede indicar un buen momento para vender. (Thomsett 1998) aborda el concepto de la teoría de los lotes impares y le asocia con un indicador de sentimiento porque mide lo que piensan los inversionistas, en lugar de movimientos financieros o índices de valores. En la economía del comportamiento a los economistas buscan medir lo que los consumidores piensan como un medio para determinar la dirección de la economía; de la misma forma los observadores del mercado creen que los movimientos futuros del mercado se pueden predecir midiendo lo que piensan los inversionistas. Sin embargo, aquel que piensa lo contrario no confía en las opiniones de los operadores de lotes; más bien, creen que más que cualquier otro operador, está invariablemente equivocado, y se espera una acción contraria. Entonces, al comprar volumen entre los inversionistas / operadores de lotes impares aumentan, eso debería indicar actividad de venta; y cuando venta entre los operadores de lotes impares incrementa debería indicar actividad de compra.

estándares, lo que facilita el interés de los participantes, y con ello se brinda liquidez a los productos listados. Los precios de las opciones aumentan cuando el valor del subyacente activo, índice o acción, tiene una mayor volatilidad esperada es por ello que *la volatilidad implícita de la opción* es considerada una forma de medir el sentimiento de mercado. Bjerksund & Stensland (2014) aportan sobre las características o propiedades con las cuales se describen a la volatilidad. *La existencia de clúster*, es decir, la volatilidad tiende a aparecer agrupada por periodos. *Reversión a la media*; la cual se presenta debido a la existencia de clúster, o sea que la volatilidad baja después de un periodo en donde se mantuvo alta, y de manera inversa tiende a subir después de ser baja regresando a un nivel medio de manera eventual. *Presenta discontinuidades de saltos en los precios*; lo que quiere decir que se observa alta volatilidad en un periodo específico. Existe *asimetría*; que es cuando la volatilidad es afectada de forma diferente según el comportamiento del mercado. Presenta además influencia de *variables exógenas*. Y en una última instancia exceso de curtosis; que no es otra cosa que una gran aglomeración en la media de la distribución, presentando los rendimientos distribuciones leptocúrticas.

Las características que se han mencionado son la base para la elaboración de indicadores (índices) que ofrezcan información útil al mercado de los niveles de volatilidad esperados. Para calcularlos se utilizan opciones cuyos precios de ejercicio como se le conoce en el mercado financiero "*At the Money*" o *en el dinero* mejor conocido con el acrónimo ATM. Los índices relacionados a la volatilidad son propuestos por mercados de derivados, documentados en la literatura financiera. Estos se han constituido como indicadores tanto en la negociación de opciones como en la percepción (sentimiento) del mercado en general.

Es en 1973 cuando comenzaron a cotizar las opciones en los mercados financieros han surgido experimentos de indicadores de volatilidad. Los primeros experimentos para crear un índice de volatilidad se ubican en Gastineau (1977) y Cox & Rubinstein (1985), los cuales se basaron en un índice a partir de las volatilidades implícitas de diferentes opciones sobre acciones. Tiempo después, Brenner & Galai (1989) propusieron utilizar la información contenida en las propias opciones sobre índices bursátiles, lo que ayudo en la simplificación del tema. Tiempo después en 1993 aparece el *Volatility Index* (VIX) calculado por el Chicago Board Options Exchange (CBOE) con las opciones del Standar & Poor`s 100 (S&P 100), y

en el 2003 se actualizaron por S&P 500; consideran precios de ejercicio “*Out of the money*” fuera del dinero, para cual se usará el acrónimo OTM en vez de solo ATM, y se alejan del modelo de *Black-Scholes* (Rubio & Marrero 2004). Para el año 1994 Alemania hace lo propio el mercado de derivados Deutsche Börse publicando el VDAX (Volatility Deutscher Aktienindex). Con fines de tener contexto se anexa a continuación una breve historia de los principales índices de volatilidad en el mundo y su fecha de inicio.

**Tabla 3 Principales índices de volatilidad mundiales**

Símbolo de cotización	Activo base para la opción	Proveedor del índice	País	Método	Año inicio
CBOE S&P 100 Volatility Index (VXO)	S&P 100 Index	CBOE	USA	Black Scholes	1986
Nikkei Stock Average Volatility Index (Nikkei 225 VI)	Nikkei 225 Index	Osaka Exchange	JAPON	Libre	1989
CBOE Volatility Index (VIX)	S&P 500 Index	CBOE	USA	Libre	1990
VDAX-NEW	DAX Index	Deutsche Börse	ALEMANIA	Libre	1992
CBOE NASDAQ Volatility Index (VXN)	NASDAQ-100 Index	CBOE	USA	Libre	1995
CBOE DJIA Volatility Index (VXD)	Dow Jones Industrial Average	CBOE	USA	Libre	1997
EURO STOXX 50 Volatility Index(VSTOXX)	EURO STOXX 50 Index	STOXX/ Eurex Exchange	ZONA EURO	Libre	1999
India VIX (NVIX)	NIFTY Index	National Stock Exchange	INDIA	Libre	1999
Volatility Index on the SMI (VSMI)	SMI Index	SIX/ Eurex Exchange	ZONA EURO	Libre	1999
AEX Volatility Index (VAEX)	AEX Index	Euronext	ZONA EURO	Libre	2000
CAC 40 Volatility Index (VCAC)	CAC 40 Index	Euronext	ZONA EURO	Libre	2000
FTSE 100 Volatility Index (VFTSE)	FTSE 100 Index	Euronext	ZONA EURO	Libre	2000
HSI Volatility Index (VHSI)	Hang Seng Index	Hong Kong Exchanges	CHINA	Libre	2001
CBOE Russell 2000 Volatility Index (RVX)	Russell 2000 Index	CBOE	USA	Libre	2004
Mexican Volatility Index (VIMEX)	IPC Index	MexDer	MEXICO	Black (1976)	2004
CBOE 3-Month Volatility Index (VXV)	S&P 500 Index	CBOE	USA	Libre	2007
CBOE Mid-Term Volatility Index (VXMT)	S&P 500 Index	CBOE	USA	Libre	2008
S&P/ASX 200 VIX (A-VIX)	S&P/ASX 200 Index	Australian Securities Exchange	AUSTRALIA	Libre	2008
S&P/TSX 60 VIX Index (VIXC)	S&P/TSX 60 index	Montréal Exchange	CANADA	Libre	2009
CBOE SPX Near-term VIX Index (VIN)	S&P 500 Index	CBOE	USA	Libre	2010
CBOE SPX Far-term VIX Index (VIF)	S&P 500 Index	CBOE	USA	Libre	2010

CBOE Short-Term Volatility Index (VXST)	S&P 500 Index	CBOE	USA	Libre	2011
Russian Market Volatility Index (RVI)	RTS Index	Moscow Exchange	RUSSIA	Libre	2013

Nota: La tabla agrupa los principales índices de volatilidad en el mundo, a manera de indicar la importancia del tema en las diferentes bolsas de valores

Fuente: Elaboración propia

El Volatility Index (VIX), es comúnmente conocido como "*el Indicador del miedo de los inversionistas*" por los profesionales. Whaley (2009) analiza los picos en el VIX serie desde sus inicios en 1986, que incluyen el "*crash*" de octubre de 1987 y el 1998 Crisis de gestión de capital a largo plazo.

Este indicador mide las expectativas del rumbo que va un mercado en el futuro, mediante las opciones de corto plazo. Otra manera de nombrarlo es el "*Fear Index*". Este indicador tiene una escala comúnmente aceptada, valores menores a veinte (20) generalmente están asociados a una menor volatilidad y mercados menos estresantes. De forma contraria valores mayores a treinta (30) están asociados con una mayor volatilidad, lo cual incrementa el miedo del mercado. El VIX es un índice, calculado en tiempo real a lo largo de cada día de operaciones. Mide volatilidad y no precio. Sus dos principales objetivos fueron. *Primero*, proporcionar un punto de referencia de la volatilidad esperada del mercado a corto plazo, así como facilitar comparaciones del nivel VIX actual con niveles históricos, ya que para su elaboración se utilizaron precios de opciones indexados que se remontan a principios de enero de 1986. *En segundo lugar*, proporcionar un índice sobre el cual los contratos de futuros y opciones en el que se podría mediar la volatilidad Whaley (2009). Es prospectivo en el corto plazo, no mira hacia atrás, mide volatilidad que se ha observado recientemente, Whaley (2009) comenta que conceptualmente, VIX es como el rendimiento de un bono al vencimiento. El rendimiento al vencimiento es la tasa de descuento que equipara el precio de un bono con el valor presente de sus pagos futuros. El VIX está implícito en los precios actuales del índice S&P 500 de las opciones y representa la volatilidad futura esperada del mercado durante los próximos 30 días calendario.

El hecho de que el VIX aumente durante un período de turbulencia del mercado es la razón por la que se ha convertido conocido como el "*indicador del miedo de los inversionistas*". Hay dos factores que a observar. Si la *volatilidad del mercado* esperada

aumenta (disminuye), los inversionistas exigen *tasas de rendimiento* más altas (más bajas) de las acciones, por lo que los precios de las acciones bajan (suben). Ante esta afirmación podríamos argumentar que la relación entre la tasa de cambio en VIX debería ser proporcional a la tasa de rendimiento del índice en el cual se basa (Whaley 2009).

El Índice empezó a publicarse el 18 de diciembre de 1989 empezando con un valor de 17.24. Durante la crisis del 2008 el VIX estuvo en niveles de 63.04 siendo el registro más alto del cual se tenga medición. Recientemente cuando se anunciaron las medidas del “*great lockdown*” el índice alcanzo niveles de 30 Sin embargo, a medida que se han integrado medidas de contención en cuanto a la economía se refiere, este mismo, ha descendido a niveles de 15 en la cotización promedio. Esto refleja el optimismo del mercado, así como los últimos posicionamientos positivos sobre la eficacia de la vacuna COVID-19

En el caso mexicano la importancia del VIMEX y su relación con el Índice de precios y cotizaciones IPC en este sentido los periodos de baja en el índice accionario IPC son seguidos de incrementos en la volatilidad (Munguia, 2014). Lo anterior se puede para frasear de la siguiente manera: una mayor capacidad de predicción en el mercado, es decir, una volatilidad menor implicará campo fértil para que el mercado se direcciona al alza; dicho en otras palabras, la naturaleza propia del mercado de opciones muestra que los niveles máximos de volatilidad suelen coincidir con los niveles mínimos del mercado. Esto es consecuencia de una venta excesiva o también conocida como *ventas de pánico*, mientras que los niveles mínimos de volatilidad están directamente relacionados con alzas prolongadas del mercado, que se podría interpretar como exceso de confianza.

Los índices de volatilidad se usan con un gran nivel de aceptación entre administradores de fondos de riesgos, analistas, quienes siguen el comportamiento de dichos índices para la toma en tiempo de decisiones. Su utilidad radica en brindar de los niveles de volatilidad que espera el mercado.

### 3.1.4 h) Ofertas Públicas de Mercado

En el terreno de las expectativas o el sentimiento del público general sobre una nueva empresa, un nuevo producto o servicio se encuentra en las *Ganancias el IPO (Initial Public Offering) oferta pública de mercado*. Las ofertas públicas iniciales a veces obtienen ganancias o resultados destacables en su primer día de operación que es difícil encontrar una explicación que no involucre el entusiasmo de los inversionistas. Por ejemplo, el rendimiento positivo de Netscape el día de su la oferta pública inicial de agosto de 1995 fue del 108 por ciento (Baker & Wurgler, 2007). Los rendimientos promedio del primer día muestran picos y valles pueden tener correlación con el volumen de IPO y otros proxys de sentimiento que son no están relacionados con los fundamentales.

Que hace que las IPO tienen un precio tan bajo en un grado tan extremo sigue siendo un tema complicado e interesante, ya que los precios se establecen en relación con los análisis de banqueros de inversión bien informados sobre las condiciones del mercado. Por ejemplo, Damodaran (2014) contribuye sobre la teoría el precio de la acción, que representa la valoración actual de los inversionistas al respecto de los flujos esperados en el futuro. Por otro lado, Fernández-Benítez et al. (2016) complementan al comentar sobre, los proyectos futuros de las empresas, su mercado objetivo y otras variables sufren afectaciones, el nivel de flujos podría cambiar, por ende, esto cambiará el precio de la acción. Algunos trabajos coinciden que, en el tiempo de salir a bolsa, las acciones lo hacen a un precio menor a su valor razonable. Rodríguez et al. (2008) mencionan este tema como “underpricing”, es decir la cantidad adicional de dinero el cual podría ser incrementado por el emisor si el precio de oferta hubiera sido establecido en su nivel apropiado. Loughran & Ritter (2002) mencionan que las empresas realizan de forma deliberada el “underpricing”.

Tomando en cuenta los antecedentes descritos es de pensar que el sentimiento de los inversionistas puede ser un factor. Ritter (2003) ofrece un análisis de la infravaloración. Ljungqvist et al. (2006) complementa con un modelo basado en sentimientos en el cual sus principales postulados se mencionan a continuación. *A medida que crece el sentimiento de los inversionistas, aumenta el tamaño de las ofertas de IPO*. Las empresas de menor calidad que se hacen público resultan en una disminución en la calidad promedio del emisor. Las empresas se vuelven más probable que recauden dinero para fines ajenos a inversión, como

el pago de deudas. Al principio y al final de un mercado con alta volatilidad, *retornos iniciales y bajo rendimiento a largo plazo son grandes*. Los aseguradores *penalizan a los inversionistas que se involucran en cambios excesivos*. Tales sanciones están dirigidas principalmente en inversionistas individuales y poco frecuentes. Si la demanda de los inversionistas que operan bajo *sentimiento es inesperadamente alta*; los inversionistas racionales venderán su exceso de inventario, o si el mercado con alta volatilidad ha llegado a su fin.

No solo el IPO es importante sino también su *volumen*, ya que está relacionado con expectativas o el sentimiento del público general sobre una nueva empresa, un nuevo producto o servicio representa otra medida adicional. La demanda subyacente de ofertas públicas iniciales es extremadamente sensible al sentimiento de los inversionistas. Los banqueros de inversión hablan de "ventanas de oportunidad" para una oferta pública inicial que se abre y se cierra de forma caprichosa. Tal efecto podría explicar por qué el volumen de la IPO muestra grandes fluctuaciones.

En términos generales del mercado una medida más amplia de la actividad del financiamiento de acciones es la *participación en el capital social del total de emisiones de capital y deuda de todas las empresas*. Esto mide todo, incluyendo las ofertas de acciones, no solo IPO. Baker & Wurgler (2000), encuentran que valores altos de la participación accionaria presagia rendimientos bajos en el mercado de valores, y sugieren que este patrón refleja el cambio entre el capital social y la deuda para reducir el costo general de capital. Este patrón no implica necesariamente que las empresas o sus gerentes puedan predecir precios en el mercado en su conjunto. Más bien, los errores de precios entre empresas pueden llevar a tomar acciones, que luego pueden corregir los precios incorrectos.

#### 3.1.4 i) *Información privilegiada*

En lo individual a nivel empresa, los ejecutivos corporativos tienen mejor información sobre el verdadero valor de sus empresas que los inversionistas externos. Por lo tanto, las decisiones de cartera, del personal ejecutivo, pueden revelar sus puntos de vista sobre la fijación de precios es decir cuentan con *Información privilegiada*. Si el sentimiento conduce a errores de precios entre las empresas, el uso de información privilegiada puede contener

un componente de sentimiento sistemático. Seyhun (1998) provee de un estudio empírico para evidenciar sobre la capacidad de la actividad de uso de información privilegiada para predecir la rentabilidad de las acciones.

#### 3.1.4 j) *Sentimiento de mercado en las redes sociales*

El sentimiento es un factor base para la construcción de todas las redes sociales que existe, en las cuales las herramientas dadas son usadas para transmitir sentimientos. En los últimos años redes sociales tales como *Twitter* ha sido objeto de estudios al respecto de su poder de medir el sentimiento de mercado. Bollen, Mao, & Zeng, (2011) comentan que investigaciones demuestran que las noticias pueden ser impredecibles, pero indicadores tempranos de dichas noticias pueden ser extraídos de redes sociales (blogs, twitter, feeds) los cuales pueden predecir cambios en varios indicadores ya sean comerciales o económicos y que estas predicciones pueden aplicarse al mercado de acciones. Asur, & Huberman, (2010) evidenciaron por ejemplo que el sentimiento del público en general, expresado a través de Twitter podía predecir los ingresos de una película. El nivel de precisión en la predicción de precios fue del 87% en el estudio de Bollen, Mao, & Zeng, (2011) dejando en claro la alta correlación de estos temas.

Aunque las noticias influyen en el mercado de valores, en los precios, los estados de ánimo o el sentimiento pueden jugar un papel igualmente importante. Sabemos por la investigación psicológica que las emociones, además de la información, juegan un papel importante en la toma de decisiones humanas.

### 3.2 Relación entre los rendimientos de los precios de las acciones y variables macroeconómicas

Como es bien sabido, el mercado de valores proporciona capital a largo plazo a las empresas que cotizan en bolsa al agrupar fondos de diferentes inversionistas y permitirles expandirse en el negocio y también ofrece a los inversionistas vías alternativas de inversión para poner sus fondos excedentes, los inversionistas observan cuidadosamente el desempeño de los mercados bursátiles observando el índice de mercado compuesto (IPC), antes de invertir. El índice de mercado actúa como una forma de medir para comparar el desempeño de las acciones y también proporciona las bases para la previsión de tendencias

futuras en el mercado. Sin embargo, en lo que respecta a los países en desarrollo, ha habido numerosos intentos de desarrollar los mercados de valores. No obstante, las economías emergentes se caracterizan por ser de mercados bursátiles más volátiles (Engle & Rangel, 2005). Además, es probable que las bolsas de valores de las economías emergentes sean sensibles a factores tales como cambios en el nivel de actividades económicas, cambios en el entorno político y económico internacional y también relacionado con el tipo de cambio entre otros factores. Los inversionistas evalúan el potencial económico fundamental y otros factores/características específicas de la empresa para formular expectativas sobre los mercados de valores

La relación entre los rendimientos de los precios de las acciones y variables macroeconómicas ha dado lugar a muchos intentos en el pasado para averiguar si dicha relación realmente existe o no. La hipótesis de que aspectos macroeconómicos ejercen efectos importantes sobre los rendimientos de las acciones tiene un fuerte atractivo intuitivo. En los modelos multifactoriales de fijación de precios de activos, cualquier variable que afecte el conjunto de oportunidades de inversión futuras o el nivel de consumo (dada la riqueza) podría ser un factor de riesgo para el equilibrio (Merton 1973, Breeden, 1979). Los activos afectados por tales factores de riesgo no diversificables deberían ganar primas de riesgo en una economía adversa al riesgo (Ross, 1976). Por ende, las variables macroeconómicas son las candidatas ideales para estos factores de riesgo extra-mercado, en parte porque se puede apreciar que los cambios macroeconómicos afectan simultáneamente los flujos de efectivo de muchas empresas y pueden influir en la tasa de descuento ajustada al riesgo del mercado. Las condiciones económicas también pueden influir en la cantidad y los tipos de oportunidades de inversión disponibles. Diversos estudios en varias partes del mundo muestran efectos significativos; a continuación, a una breve revisión de literatura al respecto.

Maysami & Koh (2000) examinan las relaciones dinámicas entre variables macroeconómicas (tipo de cambio, tasa de interés de largo y corto plazo, inflación, oferta monetaria y producción industrial) y los mercados bursátiles de Singapur utilizando el vector de error modelo de corrección (VECM) que cubría el período de 1988 a 1995. Encontraron que todas las variables macroeconómicas tienen relaciones de cointegración con los cambios en las acciones de Singapur niveles de mercado.

Asmy et al. (2009) estudiaron los efectos de las variables macroeconómicas en los precios de las acciones en Malasia. Las variables macroeconómicas seleccionadas son la inflación, la oferta monetaria y el efectivo nominal, tipo de cambio durante la pre y post crisis desde 1987 hasta 1995 y desde 1999 hasta 2007 por utilizando datos mensuales. Utilizaron técnicas econométricas de series de tiempo, por ejemplo, prueba de raíz unitaria, prueba de cointegración, modelo de corrección de errores (ECM), descomposición de varianza y respuesta de impulso función. Descubrieron que existe una cointegración entre los precios de las acciones y la macroeconomía, es decir, variables tales como la inflación, la oferta monetaria y el tipo de cambio parecen afectar significativamente

Chen et al. (1986), han tratado de mostrar asociaciones confiables entre las variables macroeconómicas y los rendimientos de los valores. Hasta la fecha, la literatura ha documentado que los rendimientos agregados de las acciones están negativamente relacionados con la inflación y el crecimiento del dinero [Bodie (1976), Fama (1981), Geske & Roll (1983), Pearce & Roley (1983, 1985)]. Establecer el impacto de las macro variables del sector real en los rendimientos de las acciones ha probado de ser complejo. A continuación, una declaración de Chen, Roll & Ross (1986: 383 - 384):

*“Existe una brecha bastante embarazosa entre la importancia teóricamente exclusiva de las -variables de estado- sistemáticas y nuestra completa ignorancia de su identidad. Los comovimientos de los precios de los activos sugieren la presencia de influencias exógenas subyacentes, pero aún no hemos determinado qué variables económicas, si las hay, son responsables”.*

Chan et al. (1998: 175) descartan la relevancia empírica de los factores macroeconómicos para los rendimientos de las acciones:

*“Los factores macroeconómicos generalmente muestran un desempeño pobre. En pocas palabras, en la mayoría de los casos, son tan útiles como una serie de números generados aleatoriamente para detectar la covariación de retorno. No sabemos cómo explicar este bajo rendimiento”.*

Bodie (1976), Fama (1981), Geske & Roll (1983) y Pearce & Roley (1983, 1985) documentan un impacto negativo de la inflación y el crecimiento del dinero en los valores de

las acciones. Otras variables son examinadas por Chan et al. (1985), Chen et al. (1986), Chen (1991) y Ferson & Harvey (1991). En su mayoría los estudios anteriores identifican cinco factores potenciales: la tasa de crecimiento de la producción industrial, la inflación esperada, la inflación inesperada, una prima de riesgo de incumplimiento de bonos y un diferencial del plazo. Concluyen que las primas por incumplimiento y plazo son factores de riesgo valorados, que la Producción Industrial es un fuerte candidato para ser un factor de riesgo. Shanken & Weinstein (1990) muestran que las principales conclusiones de Chen et al. (1986) dependen del método específico utilizado para formar carteras de prueba. Lamont (2000) busca identificar factores macro cotizados determinando si una cartera construida para "seguir" el camino futuro de una serie macro obtiene rendimientos anormales positivos. Concluye que las carteras que siguen las tasas de crecimiento de la producción industrial, el consumo y los ingresos laborales obtienen rendimientos positivos anormales, mientras que la cartera que sigue el IPC no lo hace. Cutler et al. (1989) encuentran que el crecimiento de la producción industrial está significativamente correlacionado de forma positiva con los rendimientos reales de las acciones durante el período 1926-1986, pero no en el subperíodo 1946-1985.

Utilizando una metodología muy diferente, Schwert (1989) prueba si la volatilidad de la inflación, el crecimiento monetario o las variables económicas reales pueden explicar la variación en el tiempo de las volatilidades de los retornos mensuales entre 1859 y 1987. En lugar de encontrar que una mayor volatilidad de los factores macroeconómicos genera menos estabilidad financiera en los rendimientos; encuentra que es más probable que "la volatilidad de los activos financieros ayude a predecir la volatilidad macroeconómica futura" [Schwert (1989: 1145)]. Fama (1990) presenta un argumento similar: dado que los precios de las acciones reflejan los flujos de efectivo futuros esperados, los cambios en los precios de las acciones deberían predecir las condiciones macroeconómicas futuras.

### *3.2.1 Impacto de los factores macroeconómicos en los precios de las acciones*

Los trabajos empíricos previos sobre el vínculo entre los factores macroeconómicos y las acciones Los mercados se pueden dividir en dos grandes categorías. La primera categoría son aquellos estudios que investigó el impacto de los factores macroeconómicos en los precios de las acciones. La segunda categoría de estudios centrados en la relación entre la volatilidad del mercado de valores y la volatilidad en los fundamentales macroeconómicos.

Chen et al. (1986) exploró un conjunto de variables macroeconómicas como influencia sistemática sobre los rendimientos del mercado de valores modelando el rendimiento de las acciones como una función de las variables macro y los rendimientos de los activos no accionarios para EE. UU. Encontraron que las variables macroeconómicas como la industria producción inflación anticipada y no anticipada, diferencial de rendimiento entre el largo y el corto en bonos del gobierno plazo se explicaron significativamente los rendimientos de las acciones. Resultados similares fueron encontrados por Ratanapakorn & Sharma (2007) quienes examinaron el corto y largo plazo relación entre el índice de precios de acciones de EE. UU. y las variables macroeconómicas utilizando datos para el período de 1975 a 1999. Sus resultados revelaron que los precios de las acciones se relacionan positivamente con la producción industrial, la inflación, la oferta monetaria, la tasa de interés a corto plazo y también con el tipo de cambio, pero, negativamente relacionado con la tasa de interés de largo plazo. Mukherjee & Naka (1995) examinó esta relación para Japón con un conjunto de seis variables macroeconómicas. Ellos encontraron que el mercado de valores japonés estaba cointegrado con este conjunto de variables que indicaban una relación de equilibrio a largo plazo entre el rendimiento del mercado de valores y el valor seleccionado variables macroeconómicas.

Mookerjee & Yu (1997) examinaron el nexo entre los rendimientos de las acciones de Singapur y cuatro variables macroeconómicas tales como oferta monetaria estrecha, oferta monetaria amplia, tipo de cambio tipos de cambio y reservas de divisas utilizando datos mensuales de octubre de 1984 a abril de 1993. Su análisis reveló que tanto la oferta monetaria estrecha como la amplia y el tipo de cambio las reservas exhibieron una relación de largo plazo con los precios de las acciones mientras que los tipos de cambio no lo hicieron.

Wongbampo & Sharma (2002) exploraron esta relación en cinco países asiáticos, a saber. Malasia, Indonesia, Filipinas, Singapur y Tailandia con la ayuda de cinco variables macroeconómicas como el producto nacional bruto, la inflación, la oferta monetaria, la tasa de interés y el tipo de cambio. Su análisis reveló que, a largo plazo, los cinco índices de precios de acciones eran positivamente relacionados con el crecimiento de la producción y negativamente relacionado con el nivel de precios agregado. Sin embargo, encontraron una relación negativa entre los precios de las acciones y la tasa de interés para Filipinas, Singapur y Tailandia, pero relación positiva para Indonesia y Malasia. Maysami et al. (2004) examinaron la relación entre las variables macroeconómicas y índices bursátiles sectoriales de Singapur utilizando datos mensuales desde enero de 1989 hasta diciembre 2001 y encontró una relación significativa de equilibrio a largo plazo entre las acciones de Singapur mercado y la variable macroeconómica probada. Rahman et al. (2009) examinó las determinantes macroeconómicas de los rendimientos del mercado de valores para el mercado de valores de Malasia por empleando la técnica de cointegración y el mecanismo de corrección de errores de vector (VECM). Usando los datos mensuales oscilaron entre enero de 1986 y marzo de 2008, encontraron que las tasas de interés, las reservas y el índice de producción industrial se relacionaron positivamente, mientras que la oferta monetaria y tipo de cambio estaban inversamente relacionados con el rendimiento del mercado de valores de Malasia a largo plazo. Sus pruebas de causalidad indica una relación bidireccional entre el rendimiento del mercado de valores y el interés tarifas Akbar et al. (2012) examinó la relación entre la bolsa de valores de Karachi índice y variables macroeconómicas para el período de enero de 1999 a junio de 2008. Empleo una cointegración y VECM, encontraron que existe una relación de equilibrio a largo plazo existe entre el índice bursátil y el conjunto de variables macroeconómicas. Sus resultados indican que los precios de las acciones estaban positivamente relacionados con la oferta monetaria y el interés a corto plazo y negativamente relacionado con la inflación y la reserva de divisas.

Gan et al. (2006) investigó las relaciones entre el mercado de valores de Nueva Zelanda índice y un conjunto de siete variables macroeconómicas de enero de 1990 a enero de 2003 utilizando prueba de cointegración y causalidad de Granger. El análisis reveló una relación de largo plazo entre el índice bursátil de Nueva Zelanda y las variables macroeconómicas probadas. Sin embargo, los resultados de la prueba de causalidad de

Granger mostraron que el índice bursátil de Nueva Zelanda era no es un indicador adelantado de los cambios en las variables macroeconómicas. Por otro lado, Gay (2008) examinaron el efecto del tipo de cambio y los precios del petróleo en los rendimientos del mercado de valores durante cuatro años en economías emergentes, a saber; Brasil, Rusia, India y China utilizando datos mensuales de marzo de 1999 a junio de 2006. Concluyó que no existía una relación significativa entre retornos de mercado presentes y pasados con variables macroeconómicas, lo que sugiere que los mercados de Brasil, Rusia, India y China exhiben una forma débil de eficiencia de mercado. Además, se encontró una relación significativa entre el tipo de cambio respectivo y el precio del petróleo en los cuatro países estudiados. Asaolu & Ogunmuyiwa (2011) investigaron el impacto de las variables macroeconómicas en el precio medio de las acciones de Nigeria durante el período de 1986 a 2007. Los resultados de su prueba de causalidad indicaron que el precio promedio de las acciones no causa cualquiera de las nueve variables macroeconómicas en Nigeria en el período de muestra. Solo el tipo de cambio causó el precio promedio de las acciones. Sin embargo, la prueba de cointegración de Johansen afirmó que existe una relación de largo plazo entre el precio promedio de las acciones y las variables macroeconómicas.

Abugri (2008) investigó el vínculo entre las variables macroeconómicas y el rendimiento de las acciones para Argentina, Brasil, Chile y México utilizando un conjunto de datos mensuales desde enero de 1986 hasta agosto de 2001. Sus resultados estimados mostraron que el índice mundial MSCI y las letras del Tesoro de EE. UU. fueron consistentemente significativos para los cuatro mercados que examinó. Tipos de interés y cambio las tasas fueron significativas en tres de los cuatro mercados para explicar los rendimientos de las acciones. De todos modos, eso puede observarse de su análisis que, la relación entre las variables macroeconómicas y el rendimiento de las acciones variaba de un país a otro. Por ejemplo, a partir de su análisis es evidente que, para Brasil, el tipo de cambio y la tasa de interés resultaron ser negativos y significativa mientras que el índice mundial MSCI fue positivo e influyó significativamente en la rentabilidad de la acción. Para México, el tipo de cambio fue negativo y significativamente relacionado con el rendimiento de las acciones, pero el interés las tasas, la oferta monetaria y el índice mundial MSCI eran insignificantes. Para Argentina, tasa de interés y oferta monetaria tuvieron una influencia negativa y significativa en el rendimiento de las acciones, pero el tipo de cambio y el índice

mundial MSCI fueron insignificantes. Pero para Chile, el índice mundial MSCI influyó positiva y significativamente en el rendimiento de las acciones, pero el tipo de cambio y la oferta monetaria eran insignificantes. Estos resultados implican no se puede determinar a priori el retorno de mercado ante shock en variables macroeconómicas, ya que tiende a variar de un país a otro.

En la India, Pethe & Karnik (2000) emplearon la cointegración y el modelo de corrección de error para examinar la interrelación entre el precio de las acciones y la macroeconomía variables utilizando datos mensuales de abril de 1992 a diciembre de 1997. Su análisis reveló que el estado de la economía y los precios en el mercado de valores no exhiben una relación de largo plazo. Bhattacharya & Mukherjee (2006) examinaron la relación entre el stock indio mercado y siete variables macroeconómicas empleando el marco VAR y Toda y Técnica de causalidad no Granger de Yamamoto para el período de muestra de abril de 1992 a marzo 2001. Sus hallazgos también indicaron que no había un vínculo causal entre los rendimientos de las acciones y oferta monetaria, índice de producción industrial, PNB, tipo de cambio real efectivo, divisas reserva de cambio y balanza comercial. Sin embargo, encontraron una causalidad bidireccional entre rentabilidad de las acciones y la tasa de inflación.

Ray & Vani (2003) emplearon un modelo VAR y una red neuronal artificial (ANN) examinar el vínculo entre los movimientos del mercado de valores y los factores económicos reales en el mercado de valores de la India utilizando los datos mensuales que van desde abril de 1994 hasta marzo de 2003. Los resultados revelaron que, tasa de interés, producción industrial, oferta monetaria, tasa de inflación y tipo de cambio tienen una influencia significativa en los precios de las acciones, mientras que no se obtuvieron resultados significativos para el déficit fiscal y la inversión extranjera en la explicación del movimiento del mercado de valores. Ahmed (2008) empleó el enfoque de cointegración de Johansen y Técnica de causalidad no Granger de Yamamoto para investigar la relación entre los precios de las acciones y las variables macroeconómicas utilizando datos trimestrales para el período de marzo de 1995 a marzo de 2007. Los resultados indicaron una relación a largo plazo entre el precio de las acciones y la IED, la oferta monetaria, índice de producción industrial. Su estudio también reveló que el movimiento en el precio de las acciones causó movimiento en la producción industrial. Pal & Mittal (2011) investigaron la relación entre los mercados

bursátiles indios y las variables macroeconómicas usando datos trimestrales para el período enero 1995 a diciembre 2008 con el marco de cointegración de Johansen. Sus análisis revelaron que existía una relación a largo plazo entre el índice bursátil y conjunto de variables macroeconómicas. Los resultados también mostraron que la inflación y el tipo de cambio tienen un impacto significativo en la BSE Sensex, pero la tasa de interés y el ahorro interno bruto (GDS) eran insignificantes

### *3.2.2 Antecedentes teóricos y selección de las variables*

El vínculo teórico entre los factores macroeconómicos y el movimiento del mercado de valores se puede extraer directamente del modelo de valor presente o del descuento de dividendos (DDM) y la teoría de precios de arbitraje (APT). El modelo de valor presente se centra en la relación a largo plazo, mientras que la teoría de precios de arbitraje se centra en el corto plazo relación entre el movimiento bursátil y los fundamentales macroeconómicos. De acuerdo con estos modelos, cualquier información nueva acerca de la situación macroeconómica fundamental factores tales como la producción, la inflación, la oferta monetaria, la tasa de interés, etc., pueden influir el precio/rendimiento de las acciones a través del impacto de los dividendos esperados, la tasa de descuento o ambos (Chen et al., 1986; Rahman et al., 2009). Un modelo de descuento simple muestra que el valor fundamental de las acciones corporativas es igual al valor presente de los dividendos futuros esperados. Los dividendos futuros deben reflejar en última instancia la actividad económica real. Si toda la información disponible se tiene en cuenta, podría haber una estrecha relación entre los precios de las acciones y la actividad económica futura esperada.

Entre muchas variables macroeconómicas, se seleccionan variables en función de su importancia teórica, medidas de desempeño de la economía, y también sus usos y hallazgos en la literatura empírica previa. El nivel de actividad económica real se considera como los determinantes cruciales de los rendimientos del mercado de valores. La medida tradicional de la economía real actividad es el producto interior bruto (PIB) o el producto nacional bruto (PNB). Sin embargo, la falta de disponibilidad de datos para estas variables mensualmente restringe sus niveles de análisis. El aumento de las señales de producción señala un crecimiento económico (Maysami et al., 2004). Además, puede explicar una mayor variación de retorno que el PNB o el PIB (Ratanapakorn & Sharma, 2007). El aumento de la producción

industrial aumenta las ganancias corporativas mejorando el valor presente de la empresa y, por lo tanto, conduce a aumentar la inversión en el mercado de valores que, en última instancia, mejora los precios de las acciones. Lo contrario provocará una caída en el mercado de valores. Los estudios previos como, Chen et al. (1986), Maysami et al. (2004), Rahman et al. (2009), Ratanapakorn & Sharma, (2007) encontró una relación positiva entre el aumento de la producción industrial y los precios de las acciones. Para el caso de México el Índice general de actividad económica (IGAE) engloba tanto la producción industrial como la de servicios por lo tanto provee de dicha función y se adecua para estudio.

Otra variable ampliamente utilizada en la literatura es la inflación. El impacto de la inflación en el precio de las acciones es empíricamente mixto. Fama (1981), Chen et al. (1986), Mukherjee & Naka (1995), Pal & Mittal (2011) encontraron correlación negativa entre inflación y precio de mercado. Su explicación del coeficiente negativo se basa en el efecto proxy de Fama. Según Fama (1981), la actividad de la economía real se asocia positivamente con el rendimiento de las acciones, pero asociado negativamente con la inflación a través de la teoría de la demanda de dinero; por lo tanto, el rendimiento de las de acciones se verá influida negativamente por la inflación. La relación negativa entre la inflación y el rendimiento de la bolsa también se puede explicar a través del modelo de descuento de dividendos. Dado que el precio de las acciones puede ser visto como el valor descontado del dividendo esperado, un aumento en la inflación puede mejorar la tasa libre de riesgo nominal y, por lo tanto, la tasa de descuento que conduce a la disminución del precio de las acciones. Sin embargo, los estudios empíricos previos también encontraron una relación positiva entre la inflación y el rendimiento de las acciones (p. ej., Ratanapakorn & Sharma, 2007), lo que sugiere que las acciones actúan como cobertura contra la inflación. Por lo anterior la inflación será utilizada como variable en el estudio.

Además de la actividad industrial y la inflación, la tasa de interés es uno de los factores macroeconómicos más utilizados para determinar los rendimientos de las acciones. Cuando las empresas financian sus bienes de capital e inventarios a través de préstamos, una reducción de la tasa de interés significa que el costo de los préstamos se reduce. Esto puede servir como un incentivo a la expansión a través de la mayor capacidad inversora de las empresas que a su vez aumenta los precios de sus acciones. Alternativamente, como Maysami et al. (2004) explica, cuando se compra una cantidad sustancial de acciones con

dinero prestado, un aumento en la tasa de interés haría que la transacción de acciones fuera más costosa. Los inversionistas esperarán una mayor tasa de rendimiento antes invertir lo que hace que la demanda caiga y, por lo tanto, conduce a la depreciación de los precios. Por lo tanto, para el estudio se seleccionaron la tasa de interés de corto plazo CET28 y de mediano plazo CET364 con el objetivo de integrar las variaciones.

## **CAPITULO IV Metodología**

Una vez que se precisa el planteamiento del problema, se define el alcance inicial de la investigación y se formularon las hipótesis, continua el responder a las preguntas de investigación. Esto lleva a desarrollar uno o más diseños de investigación y aplicarlos al contexto particular de su estudio. Dicho de otra manera, el diseño se refiere al plan para obtener la información que se va a utilizar en el estudio.

Se comienza con el diseño de investigación y sus hipótesis, las características principales, así como los fundamentos del método seleccionado, se hablará de la población y la muestra.

### **4.1 Diseño de la investigación**

$H_0$ : El Sentimiento de mercado no influye en los retornos de los precios de las acciones de las empresas mexicanas que cotizan en bolsa y por lo tanto no impacta en el precio de la acción medido a través de los índices de la BMV

$H_1$ : El Sentimiento de mercado influye los retornos de los precios de las acciones de las empresas mexicanas que cotizan en bolsa y por lo tanto impacta en el precio de la acción medido a través de los índices de la BMV

$H_{0-1}$ : El Sentimiento de mercado tiene una mayor influencia en los retornos de los precios de las acciones de las empresas mexicanas que cotizan en bolsa, que los

fundamentales económicos y por lo tanto predice con un menor error en el precio de la acción medido a través de los índices de la BMV

$H_{1-1}$ : El Sentimiento de mercado tiene una menor influencia en los retornos de los precios de las acciones de las empresas mexicanas que cotizan en bolsa, que los fundamentales económicos y por lo tanto predicen con un mayor error en el precio de la acción medido a través de los índices de la BMV

En la investigación experimental se realiza sin manipular deliberadamente variables. Es decir, se trata de estudios donde no varían en forma intencional las variables independientes para ver su efecto sobre otras variables. Por otro lado, en la investigación no experimental se base en observar los fenómenos tal como se dan en su contexto natural, para posteriormente analizarlos; es decir, no se genera ninguna situación, sino que se observan situaciones ya existentes, no provocadas intencionalmente en la investigación por quien la realiza. En la investigación no experimental las variables independientes ocurren por ello no es posible manipularlas, no se tiene control directo sobre dichas variables ni se puede influir sobre ellas, porque ya sucedieron, al igual que sus efectos (Hernández-Sampieri et al., 2010).

Dado el objeto de estudio, que se relaciona con los índices agrupados de los retornos de las acciones de las empresas que cotizan en la bolsa mexicana de valores, el sentimiento de mercado, los fundamentales económicos y su medición a través del tiempo el método de investigación a utilizar es el no experimental de tipo longitudinal / de tipo tendencia al buscar una correlación- causalidad entre las variables descritas analizando los cambios a través del tiempo y su influencia medida a través de un menor error en la capacidad de predicción. Un primer aspecto es identificar las principales métricas para el sentimiento del mercado, seguido de evaluar si las variables son óptimas, es decir explican el fenómeno y luego examinar si existe alguna relación de previsibilidad de los rendimientos.

#### 4.1.1 Selección del método

Al momento de realizar una modelación del comportamiento humano, las expectativas con respecto al futuro constituyen una importante complicación. En las últimas décadas, se gestionó lo que algunos autores llaman la "Revolución de las Expectativas Racionales"<sup>4</sup> (Muth, 1961). La cual ha permitido una primera forma rigurosa de modelar las expectativas. Se trata de un método utilizado en forma muy generalizada por los economistas para modelar el comportamiento humano. Se usa muy ampliamente, ya que simplifica el modelo del comportamiento. Derivado de lo anterior los modelos de Equilibrio General Dinámico y Estocástico (EGDE) se han convertido en forma creciente en los últimos años en un vehículo para sistematizar, analizar y proyectar complejos procesos económicos que pueden ser analizados con métodos cuantitativos modernos. En lo general parten de la tradición del equilibrio general comenzado con el trabajo de Walras (1896): "Éléments d'économie politique pure, ou, Théorie de la richesse sociale" modernizado con formas matemáticas y conceptos económicos desarrollados a lo largo del siglo XX. Es común estudiar el comportamiento de agentes económicos: familias, empresas, gobierno, etc. así como los mercados en que interactúan, entendiendo la estructura de cada mercado.

Por otro lado, en los *modelos con aprendizaje* los agentes sí se equivocan, pero van aprendiendo sobre la marcha cómo ajustar sus expectativas de manera que las expectativas racionales solo se obtienen como límite de ese proceso. Los equilibrios dinámicos en modelos económicos determinísticos (sin incertidumbre) que tienen variables definidas como expectativas de acontecimientos futuros constituyen senderos de ensilladura (saddlepaths) que tienden hacia un estado estacionario que constituye un punto de ensilladura (saddlepoint). Mientras el valor de las variables predeterminadas (también llamadas variables

---

<sup>4</sup> En 1961 John Muth formuló críticas a las expectativas y planteó una nueva hipótesis de formación de expectativas según las cuales los agentes usan toda la información disponible, es decir no desperdician información. Es en base a eso que sus predicciones si bien no son exactas deberían ser acertadas en promedio y sus errores deben ser mínimos y aleatorios. Se supone además que los agentes actúan como si entendieran de economía, es decir, como si conocieran el modelo económico relevante. A este tipo de formulación de expectativas, Muth le dio el nombre de expectativas racionales.

"de estado") está ligado a su valor pasado, el valor de las no predeterminadas está determinado por el salto necesario para ubicarse en un sendero (Evans et al., 2001). El supuesto de expectativas racionales en los modelos dinámicos, pero determinísticos es denominado previsión perfecta <sup>5</sup>. Esto se debe a que la trayectoria futura de las variables sujetas a expectativas coincide exactamente con el valor esperado (bajo certidumbre). Tomando en cuenta los conceptos anteriores se seleccionó un modelo con aprendizaje que aprende siendo ese método determinístico el algoritmo KNN; ligando las variables a su valor pasado.

El algoritmo los k-vecinos más cercanos (KNN) es un algoritmo de alto rendimiento de clasificación supervisada. kNN pertenece al paradigma perezoso de aprendizaje (lazy learning), donde el trabajo se retrasa todo lo posible, ya que no se construye ningún modelo. El modelo son los propios datos o conjunto de entrenamiento, y se trabaja cuando llega un nuevo ejemplo a clasificar; ha demostrado ser uno de los algoritmos más efectivos en la Minería de datos

#### *4.1.2 Minería de datos y uso de algoritmos en las finanzas: K-Nearest Neighbor (KNN)*

La minería de datos es un proceso que utiliza una variedad de herramientas de análisis de datos para descubrir patrones y relaciones en datos que pueden usarse para hacer predicciones válidas. El primer y más simple paso analítico en minería de datos es describir los datos - resumir sus estadísticas atributos (como medias y desviaciones estándar), revisarlo visualmente utilizando tablas y gráficos para que mediante la observación se encuentren vínculos potencialmente significativos entre variables. La minería de datos aprovecha los avances en los campos de inteligencia artificial (IA) y estadísticas. Ambas disciplinas trabajan en problemas de patrones reconocimiento y clasificación. De estos conceptos de acuerdo Imandoust & Bolandraftar (2013), hay dos tipos de predicciones usando técnicas de data mining: clasificación para datos de razón, y de regresión que predice el valor numérico de la variable. Se cuenta con los recursos y apoyo para aplicar una nueva

---

<sup>5</sup> La previsión perfecta guía a muchos economistas a respecto de equilibrio en el largo plazo

técnica no paramétrica; por lo tanto, el modelo seleccionado para comprobar las hipótesis planteadas en este trabajo de investigación se asocia a K-Nearest Neighbor (KNN).

En el reconocimiento de patrones, el algoritmo KNN es un método para clasificar objetos basado en los más cercanos ejemplos en un espacio determinado. KNN es un tipo de aprendizaje basado en instancias, o aprendizaje perezoso donde la función solo se aproxima localmente y todo el poder computacional del cálculo se aplaza hasta la clasificación (Devroye,1981A; Cover, & Hart,1967).

El KNN es la técnica de clasificación ideal cuando hay poco o ningún conocimiento previo sobre la distribución de los datos (Devroye,1981B, Devroye et al.,1994). Esta regla, configura durante el aprendizaje del algoritmo y asigna a cada consulta una clase representada por la etiqueta mayoritaria de su k-más cercanos vecinos en el set del espacio determinado. En este método, cada muestra debe clasificarse de manera similar a las muestras circundantes. Por lo tanto, si se desconoce la clasificación de una muestra, puede predecirse considerando la clasificación de sus muestras vecinas más cercanas. Dada una muestra desconocida y un conjunto de datos, se pueden calcular todas las distancias entre la muestra desconocida y todas las muestras del conjunto de datos. La distancia con el valor más pequeño corresponde a la muestra en el conjunto de entrenamiento más cercana a la muestra desconocida, por lo tanto, puede ser clasificado con su vecino más cercano.

Para el caso de la técnica de regresión el KNN se puede utilizar el mismo método asignando el valor de la característica para el objeto y que este sea el promedio de los valores de sus K vecinos más cercanos. En algunos casos el ponderar el peso de las contribuciones de los vecinos, para que los más cercanos vecinos contribuyen más al promedio que el los más distantes.

K-Nearest Neighbor (KNN) se desarrolló a partir de necesidad de realizar un análisis discriminante cuando estimaciones confiables paramétricas de densidades de probabilidad son desconocidas o difícil de determinar. En una investigación no publicada por la Escuela de Medicina de Aviación de la Fuerza Aérea de EE. UU. En 1951, (Fix & Hodges, 1951) introdujeron un sistema no paramétrico método para la clasificación de patrones que se ha

convertido en la regla del KNN. Dichos autores introdujeron un enfoque novedoso para la clasificación no paramétrica basándose en la 'distancia' entre puntos o distribuciones.

La idea básica es clasificar un individuo a la población cuya muestra contiene la mayoría de los 'vecinos más cercanos. En años subsecuentes, se resolvieron algunas de las propiedades formales de la regla k-Nearest Neighbor; por ejemplo, límites superiores para el límite del riesgo de clasificadores de vecinos. Una vez que tales propiedades formales de la clasificación de vecino más cercano se establecieron dio paso a una larga línea de investigación que incluye nuevos enfoques de rechazo, refinamientos con respecto a Tasa de error de Bayes, aproximaciones ponderadas por distancia y métodos de computación blanda.

Para el caso de las finanzas está muy relacionado con la minería de datos; al ser esta última, un proceso de descubrimiento de patrones y correlaciones útiles tiene su propio nicho en el modelaje financiero. Similar a otros métodos computacionales; casi todos los métodos y técnicas de minería de datos se han utilizado en modelos financieros. Por mencionar algunas aplicaciones es factible encontrar una variedad de modelos lineales y no lineales redes neuronales multicapa, k-medias y agrupamiento jerárquico, k vecinos más cercanos (KNN), análisis de árbol de decisión, regresión (regresión logística, regresión múltiple general), ARIMA, análisis de componentes principal (PCA) y aprendizaje bayesiano. De acuerdo con Imandoust & Bolandraftar (2013) la previsión o pronóstico del mercado de valores es una de las más tareas financieras fundamentales de KNN. Esto incluye descubrir las tendencias del mercado, planificando estrategias de inversión, identificando los mejores tiempos para comprar una acción y que acciones comprar.

Imandoust & Bolandraftar (2013) comentan que el KNN tiene varias ventajas principales: simplicidad, eficacia, intuición y desempeño de clasificación competitivo en muchos dominios. Es robusto para los datos de entrenamiento ruidosos y es efectivo si los datos de espacio a revisar son grandes.

En cuanto a limitaciones KNN puede tener un tiempo de ejecución de rendimiento deficiente cuando el conjunto de entrenamiento es grande. Es muy sensible a características irrelevantes o redundantes porque todas las características contribuyen a la similitud y, por lo tanto, a la clasificación. Mediante una cuidadosa selección de características o característica ponderación, esto puede evitarse (Imandoust & Bolandraftar, 2013).

#### *4.1.3 Selección de la técnica no paramétrica*

Los algoritmos paramétricos asumen que los datos a modelar adquieren una estructura que puede describirse mediante una expresión matemática conocida con unos pocos parámetros. Existen dos grandes supuestos para ello, si los supuestos no se cumplen o son afectados y las inferencias que se derivan de la regresión son sospechosas.

Al tener estos sesgos o este tipo de conclusiones son la base de motivación para el uso de la regresión no paramétrica, que es una técnica de pronóstico heurístico basada en datos, por ejemplo, para pronosticar el índice bursátil utilizando grandes conjuntos de datos bursátiles. La regresión no paramétrica no requiere conocimiento previo sobre el proceso que se está modelando, complementándolo con tener suficientes y grandes cantidades de datos para representar al sistema o universo estudiado. Se basa en los datos pasados para describir la relación entre los estados de entrada y salida, por el contrario de técnicas paramétricas que da lugar a un posible modelo incorrecto sobre los datos. Por lo tanto, de acuerdo con Lin, Shang, Feng & Zhong, (2012) es útil en situaciones en las que no se cuenta con una definición precisa, pero se dispone de una gran cantidad de datos.

Entre los enfoques no paramétricos, el método de los k vecinos más cercanos (KNN) tiene ha demostrado ser prometedor y se ha aplicado con éxito en varios estudios de predicción, incluidos el tráfico (Davis & Nihan, 1991), la biología molecular (Turkoglu, & Kaymaz, 2009), las finanzas (Li et al., 2009), debido a su capacidad para tolerar datos incompletos y con altos volúmenes de información. Otra ventaja del algoritmo KNN es su versatilidad: además de la predicción de series de tiempo (Li et al. ,2009), se puede aplicar a la estimación de densidad, clasificación, aproximación de funciones.

En este enfoque, K se refiere al número de vecinos más cercanos en los que la selección se basa y NN abrevia los vecinos más cercanos. La capacidad de previsión y la sencillez de KNN hace adecuada su adaptación a los mercados de valores (Lin et al., 2012).

#### *4.1.4 Uso del KNN en predicciones bursátiles*

Un avance en los aspectos fundamentales de la tecnología de la información durante las últimas décadas ha alterado el rumbo de los negocios. Hiransha et al, (2018) destaca como uno de los inventos más cautivadores, el que los mercados financieros tienen un efecto destacado en la economía del país.

Las personas e instituciones que invierten en el mercado de capitales deben conocer y seguir el mercado en el que invierten. Por lo tanto, todos los inversores individuales e institucionales deben realizar previsiones de mercado proporcionando de forma precisa y rápida toda la información económica y financiera sobre la economía general, los sectores y las instituciones en las que invierten. Sin embargo, la dificultad de predecir los sentimientos y expectativas de las personas reduce las posibilidades de cualquier sistema de análisis que pueda considerarse plenamente exitoso. Además, el hecho de que quienes fijan los precios (profesionales del mercado, inversores institucionales, especuladores, manipuladores) tengan estructuras culturales, educativas y de conocimiento diferentes hace que la situación sea aún más difícil. Existen diferentes métodos para el análisis del precio de las acciones en la literatura. Los métodos más utilizados son el análisis fundamental, el análisis técnico y los métodos de previsión estadística (Nti et al., 2020). Los conocimientos y habilidades profesionales son muy importantes para los análisis realizados con métodos tradicionales. Es necesario evaluar muchos parámetros juntos y leer el comportamiento del mercado desde el pasado hasta el presente. Por eso, en los últimos años se ha vuelto muy popular el uso de métodos de inteligencia artificial para agilizar y facilitar los procesos de análisis y previsión de acciones (Tekin, 2013). Los modelos entrenados con las características de los conjuntos de datos realizan predicciones exitosas ante una situación que nunca antes habían visto. El modelado de acciones se ha vuelto más fácil gracias al aprendizaje automático y a los algoritmos de aprendizaje profundo (Demirel, 2019).

El Banco Mundial informó en 2018 que la capitalización bursátil a nivel mundial ha superado 68,654 billones de dólares (Market capitalization of listed domestic companies). En los últimos años, el comercio de acciones se ha convertido en un centro de atención, lo que se puede atribuir en gran medida a los avances tecnológicos. Los inversionistas buscan herramientas y técnicas que aumenten los beneficios y reduzcan el riesgo (Upadhyay & Bandyopadhyay, 2012). Sin embargo, la predicción del mercado de valores (PMV) no es una tarea sencilla debido a su naturaleza no lineal, dinámica, estocástica y poco confiable (Tanet al., 2007)

PMV es un ejemplo de pronóstico de series de tiempo que estima rápidamente valores de datos futuros. La predicción del mercado financiero ha sido motivo de preocupación para analistas de diferentes disciplinas, incluidas economía, matemáticas, ciencias de los materiales, y ciencias de la computación. Impulsar los beneficios de la negociación de acciones es un factor importante para la predicción del mercado de valores (Khan, 2016). El mercado de valores depende de varios parámetros, tales como el valor de mercado de una acción o índice, el desempeño las empresas, políticas de gobierno, el Producto Interno Bruto del país (PIB), la tasa de inflación y hasta calamidades naturales (Gupta et al., 2013).

Fama (1995) en su hipótesis del mercado eficiente explica que los costos del mercado están determinados significativamente por la nueva información y siguen un patrón de caminata aleatorio, tal que no se pueden predecir basándose únicamente en información pasada. Esta era una teoría ampliamente aceptada en el pasado. Con la llegada de la tecnología, los investigadores demostraron que los precios del mercado de valores se podían predecir hasta cierto punto. Los datos históricos del mercado, combinados con los datos extraídos de las plataformas de redes sociales, se pueden analizar para predecir los cambios en los sectores económicos y empresariales (Bujari et al., 2017).

Explorar los sentimientos como parte de la investigación, además de los datos bursátiles de series temporales numéricas, mejoraría la precisión de la predicción. El uso de datos de series temporales y de redes sociales intensificaría la precisión de la predicción. A lo largo del tiempo se han propuesto diferentes enfoques y técnicas para anticipar los precios de las acciones a través de numerosas metodologías, gracias al panorama dinámico y desafiante de los mercados de valores (Chen & Chen, 2016)

El rendimiento de los sistemas de predicción del mercado de valores depende en gran medida de la calidad de las características que utilizan (Inthachot et al., 2016). Si bien los investigadores han utilizado algunas estrategias para mejorar las características explícitas de las acciones, es necesario prestar más atención a los mecanismos de extracción y selección de características. Si bien los investigadores han utilizado algunas estrategias para mejorar las características explícitas de las acciones, es necesario prestar más atención para incluir mecanismos de extracción y selección de datos. Debido a la digitalización global, PMV ha entrado en una era tecnológica. El aprendizaje automático en la predicción del precio de las acciones se utiliza para descubrir patrones en los datos (Ab. Rahman, et al., 2017).

Por lo general, a partir de los mercados de valores se genera una enorme cantidad de datos heterogéneos, estructurados y no estructurados. Utilizando algoritmos de aprendizaje automático, es posible analizar rápidamente datos heterogéneos más complejos y generar resultados más precisos. Ballings, Van den Poel Hespels & Gryp (2015) mencionan al respecto de la utilización de varios métodos de aprendizaje automático para PMV. Los enfoques de aprendizaje automático se clasifican principalmente en enfoques supervisados y no supervisados. En el enfoque de aprendizaje supervisado, los datos de entrada con nombre y la salida deseada se proporcionan a los algoritmos de aprendizaje. Mientras tanto, en el enfoque de aprendizaje no supervisado, se proporcionan datos de entrada sin etiquetar al algoritmo de aprendizaje, y el algoritmo identifica los patrones y genera la salida en consecuencia. Además, se han utilizado diferentes enfoques algorítmicos en PMV, como la máquina de vectores de soporte (SVM), k vecinos más cercanos (kNN), redes neuronales artificiales (ANN), árboles de decisión, series temporales difusas y algoritmos evolutivos.

El SVM es una técnica de aprendizaje automático supervisado que limita el error y aumenta los márgenes geométricos, y es un algoritmo de clasificación de patrones (Cortes, & Vapnik 1995). En términos de precisión, SVM es un algoritmo de aprendizaje automático importante en comparación con otros clasificadores (Durgesh & Lekha, 2010). Howells & Ertugan (2017) aportan sobre el uso del kNN para la predicción de acciones, a lo cual se asigna a una clasificación basada en la cercanía. Utilizando la distancia euclidiana o de bloque de ciudad, el kNN clasifica los “k” vecinos más cercanos en el conjunto de entrenamiento.

Aunque la regresión lineal no puede proporcionar estimaciones de tiempo muy precisas, es muy útil para algunos problemas críticos. Gracias al enfoque de regresión lineal, han surgido muchos modelos alternativos, como KNN, que pueden utilizarse en el campo del aprendizaje automático. El algoritmo KNN es un algoritmo de aprendizaje supervisado en el que una variable objetivo se estima utilizando una o más variables independientes (Imandoust & Bolandraftar, 2013). La regresión es la construcción de una función predictiva en la que la variable objetivo es numérica. Algunos algoritmos solo pueden clasificar, otros solo pueden hacer regresión y otros pueden realizar tanto clasificación como regresión. El algoritmo KNN se adapta perfectamente tanto a la clasificación como a la regresión. Este algoritmo simplemente establece que los objetos cercanos entre sí también tendrán valores objetivo similares. Entonces, si conoce los valores de predicción de ciertos objetos, puede usarlos para sus vecinos más cercanos.

El algoritmo KNN es uno de los algoritmos iniciales de aprendizaje automático (Aha, Kibler & Albert, 1991). Sin embargo, se utiliza frecuentemente para clasificación y regresión debido a su claridad y configurabilidad (Meade, 2002). KNN suele denominarse modelo de aprendizaje diferido, ya que no desarrolla ningún modelo o función utilizando el conjunto de entrenamiento. En cambio, para cada elemento del conjunto de prueba, encuentra k registros similares más cercanos del conjunto de entrenamiento. Luego, la predicción se realiza en la base mayoritaria entre los k registros más cercanos

La clasificación del vecino más cercano es uno de los métodos más simples y populares para el reconocimiento de patrones estadísticos (Cover & Hart 1967). El algoritmo KNN es un método no paramétrico en el que no se estiman parámetros como, para ejemplo, en los modelos de regresión lineal múltiple. El algoritmo KNN original ha sido discutido en detalle por Brandsma & Buishand (1998), Gangopadhyay et al. (2005), Meade (2002).

En el presente estudio, se utiliza un algoritmo KNN para pronosticar el índice bursátil en la presencia de sentimiento de mercado y en la presencia de fundamentales económicos, considera el patrón de los vecinos más cercanos. Para investigar la mencionada previsión de índices bursátiles, consideramos una serie de tiempo discreta  $\{X = X_1 \dots x_2 \dots x_3 \dots x_n\}$  donde  $n$  es el número total de puntos de la serie. El primer objetivo del algoritmo de predicción es la coincidencia de patrones para encontrar el grupo de valores más cercano de valores cercanos, también llamados vecinos más cercanos, del estado actual  $x_n$  en el dato histórico. Entonces, se predice  $x_{n+1}$  sobre la base de los valores más cercanos; por ejemplo, si el tamaño de la vecindad era  $k = 1$ , y el valor más cercano era  $x_j$ , entonces es factible predecir  $x_{n+1}$  sobre la base de  $x_{j+1}$ . La definición del estado actual de la serie de tiempo puede ser extendido para incluir varios valores consecutivos  $\{x_{n-j}, x_{n-j+1}, \dots, x_n\}$  donde  $j$  es un tamaño de patrón tal que  $1 \leq j \leq n - 1$ .

El procedimiento general se muestra como el siguiente algoritmo:

Paso 1. Comienza con un tamaño mínimo de vecindario  $k$ .

Paso 2. Comienza con un patrón de tamaño mínimo  $l$ .

Paso 3. Se forma el patrón de tamaño  $l$  que describa el estado actual, es decir,

$$P_d = (d_{n-l}, \dots, d_{n-1})$$

Paso 4. Se busca la serie temporal  $(d_1, \dots, d_{n-l-1})$  para encontrar las coincidencias más cercanas, para cada coincidencia más cercana corresponde a un índice  $j$ , para el cual la coincidencia el patrón es  $P'_d = (d_{j-l}, \dots, d_{j-1})$ . El vector de diferencia asociado con  $P'_d$  es  $Q'_d = (q_{j-l}, \dots, q_{j-1})$  y así la diferencia final asociada con la coincidencia el número  $h$  es  $Q_j^h$

Paso 5. Estimar el valor sobre la base de las diferencias finales para todos los vecinos más cercanos:

$$\hat{x}_{n+1} = x_n + Q_m \text{ en donde } Q_m = \sum_{h=1}^k Q_j^h / k$$

Paso 6. Calcular el error cuadrático medio (RMSE) entre el valor real y el valore predichos, para elegir el tamaño del vecindario  $k$  y el tamaño del patrón  $l$  para todo el conjunto de estimaciones:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x(i) - \hat{x}(i)]^2}$$

#### Ecuación 2 RMSE

Paso 7. Se repiten los pasos 3 a 6 para los tamaños de patrón  $l + 1, l + 2, \dots, l_{max}$

Paso 8. Se repiten los pasos 2 a 7 para los tamaños de vecindario  $k + 1, k + 2, \dots, k_{max}$

Paso 9. Se elige el modelo de reconocimiento de patrones óptimo que rinda un mínimo RMSE optimizando el tamaño del vecindario  $k$  y el tamaño del patrón  $l$ .

## 4.2 Evaluación del desempeño del modelo

### 4.2.1 Errores en la predicción

En el análisis de series de tiempo, se mide el desempeño del pronóstico midiendo el error de pronóstico que representa la brecha entre el valor real y el valor pronosticado. En el presente estudio, se informa su error de pronóstico probando el desempeño del pronóstico de modelo, método el cual Hyndman, & Athanasopoulos (2018) comentan que es una práctica bastante utilizada en la literatura existente mencionada también por Arlot & Celisse (2010). El error cuadrático medio (MSE), la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y el error absoluto medio (MAE) son métricas ampliamente utilizadas para evaluar modelos. La elección de la métrica del desempeño para medir el error debe ajustarse a la distribución de probabilidad esperada de los errores; de lo contrario, cualquier inferencia será sesgada. La elección de la métrica de error es, por tanto, fundamental para determinar lo que los científicos aprenden de sus observaciones y modelos. Willmott & Matsuura (2005) han sugerido que el RMSE no es un buen indicador del desempeño promedio del modelo y podría ser un indicador engañoso del error promedio y, por lo tanto, el MAE y el MSE serían una mejor métrica para ese propósito.

El error cuadrático medio (MSE) se ha utilizado como métrica estadística estándar para medir el desempeño del modelo en estudios de investigación sobre meteorología, calidad del aire y clima. El error absoluto medio (MAE) es otra medida útil ampliamente utilizada en las evaluaciones de modelos. Si bien ambos se han utilizado para evaluar el desempeño del modelo durante muchos años, no hay consenso sobre cuál es la métrica más apropiada para los errores del modelo (Chai & Draxler, 2014). Utilizando conjuntos hipotéticos de cuatro errores, Willmott & Matsuura (2005) demostraron que, si bien se mantiene el MAE constante en 2.0, el MSE varía de 2.0 a 4.0. Concluyeron que el MSE varía con la variabilidad de las magnitudes del error y el error total o magnitud del error promedio (MAE), está basado en el tamaño de la muestra  $n$ .

Dado que las estadísticas son solo una colección de herramientas, los investigadores deben seleccionar la herramienta más adecuada para la pregunta que se aborda. Debido a que el MSE y el MAE se definen de manera diferente, deberíamos esperar que los resultados sean diferentes. A veces se requieren múltiples métricas para proporcionar una imagen completa de la distribución de errores. Cuando se espera que la distribución del error sea gaussiana y hay suficientes muestras, el MSE tiene una ventaja sobre el MAE para ilustrar la distribución del error, MAE es óptima para errores laplacianos. (Chai & Draxler, 2014). Cualquier métrica individual proporciona solo una proyección de los errores del modelo y, por lo tanto, enfatiza un cierto aspecto de las características del error. Una combinación de métricas, que incluyen, entre otras, MSE y a menudo se requieren MAE para evaluar el rendimiento del modelo.

En el aprendizaje automático, es extremadamente útil tener un número único para juzgar el rendimiento de un modelo, ya sea durante el entrenamiento, la validación cruzada o el monitoreo después de la implementación. La raíz del error cuadrático medio (RMSE), de acuerdo con la literatura, es una de las medidas más utilizadas para esto. Es una regla de puntuación adecuada, de comprensión intuitiva y compatible con algunos de los supuestos estadísticos más comunes. Medidas como el error cuadrático medio (MSE) y el error cuadrático medio (RMSE) se utilizan para evaluar la precisión de los pronósticos de los economistas y otros. Muchos investigadores, como Chatfield (1988), creen que el MSE no son medidas apropiadas para la precisión del pronóstico, porque unas pocas observaciones grandes pueden dominar la medición. Para la medición del desempeño de los resultados

experimentales se compararon los valores reales de los índices y los valores predichos por el modelo usando el Error absoluto medio (MAE, el error cuadrado medio (MSE) y el error cuadrático medio (RSME) se utilizaron para las comparaciones.

**Tabla 4 Fórmulas para los errores de medición usados en el estudio**

Formula	Componentes
$MAE = \frac{SAE}{N} = \frac{\sum_{i=1}^N  x_i - \hat{x}_i }{N}$	<p>Donde:</p> <p>{xi} son las observaciones actuales de las series de tiempo.</p> <p>{x^i} es la serie de tiempo estimada o pronosticada.</p> <p>SAE es la suma de los errores absolutos (o desviaciones).</p> <p>N es el número de puntos de datos.</p>
$MSE = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N (y_t - f_t)^2 = \frac{SSE}{N}$	<p>Donde:</p> <p>Yt es el resultado actual en el tiempo t.</p> <p>Ft es el pronóstico de valor en el tiempo t.</p> <p>SSE es la suma del error cuadrático.</p> <p>N es el número de punto de datos</p>
$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \ y(i) - \hat{y}(i)\ ^2}{N}}$	<p>Donde:</p> <p>raíz cuadrada del MSE</p>

Nota: La tabla representa los tipos de errores usados en el estudio

Fuente: Elaboración propia

#### 4.2.2 Matriz de Confusión

La matriz de confusión se utiliza ampliamente en el aprendizaje automático para la clasificación supervisada o la determinación del comportamiento de modelos de clasificación (James et al., 2013). La estructura cuadrada de una matriz de confusión se representa mediante filas y columnas, donde las filas son las clases reales de las instancias y las columnas son las clases previstas (Caelen,2017) .Para la clasificación binaria, una matriz de confusión se representa como una matriz 2 \* 2. Para matriz de confusión, cuatro medidas, a saber, "verdadero positivo" (True positive TP), 'verdadero negativo' ( True negative TN), 'falso positivo' (False positive FP) y 'falso negativo' (False negative FN), han sido reportados. Es

una herramienta útil para analizar qué tan bien el clasificador puede reconocer secuencias. La precisión de un clasificador en un conjunto de datos determinado es el porcentaje de pruebas que son clasificados correctamente por el clasificador.

**Ilustración 3 Matriz de confusión**

Matriz de Confusión

		Valores reales	
		Verdaero	FALSO
Predicción	VERDADERO	TP	FP
	FALSO	FN	TN

TP: True Positive - Verdadero Positivo

FP: False Positive - Falso Positivo

FN: False Negative - Falso Negativo

TN: True Negative - Verdadero Negativo

Nota: La ilustración representa el modelo de matriz de confusión para la evaluación del modelo utilizado.

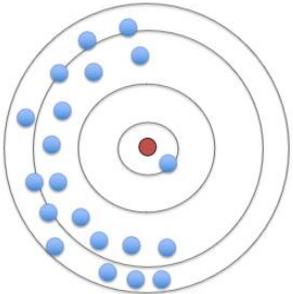
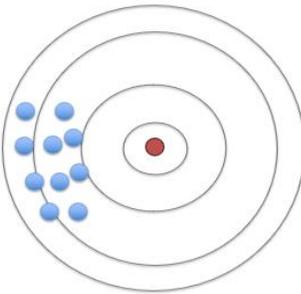
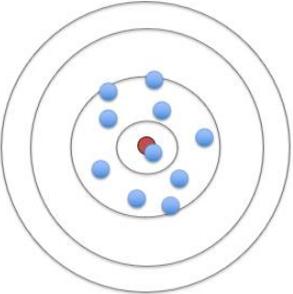
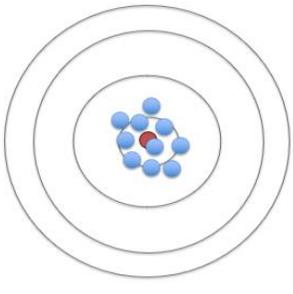
Fuente: Elaboración propia

**Tabla 5 Los indicadores más comunes en la matriz de confusión**

Indicador	Formula
<p><i>Precisión:</i></p> <p>Son datos que se toman en base a la falta de información. En la clasificación binaria, la precisión puede igualarse a valores predictivos positivos. (<i>Predictive positive ratio</i>) / (<i>porcentaje de casos positivos detectados</i>)</p>	$Precision = TP / (TP + FP)$
<p><i>Sensibilidad:</i></p> <p>Es la eliminación de datos que se recuperaron exitosamente de datos relevantes para la consulta. En una clasificación binaria se le conoce como sensibilidad. Es la proporción de casos positivos que fueron correctamente identificadas por el algoritmo; fracción de verdaderos positivos (Tasa de Verdaderos Positivos -True Positive Rate-)</p>	$Sensibilidad = TP / (TP + FN)$
<p><i>Especificidad:</i></p> <p>Es la eliminación de datos que se recuperaron de forma no exitosa de datos relevantes para la consulta. En una clasificación binaria se le conoce como especificidad. Es la proporción de casos positivos que fueron correctamente identificadas por el algoritmo; fracción de verdaderos positivos (Tasa de Verdaderos Negativo -True Negative Rate-)</p>	$Especificidad = TN / (TN + FP)$
<p><i>Exactitud</i></p> <p>Se refiere a lo cerca que está el resultado de una medición del valor verdadero. En términos estadísticos, la exactitud está relacionada con el sesgo de una estimación. Se representa como la proporción de resultados verdaderos dividido entre el número total de casos examinados (cantidad de predicciones positivas que fueron correctas)</p>	$Exactitud = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$
<p><i>La tasa de falsos positivos</i></p> <p>Es la probabilidad de que se produzca una falsa alarma: que se dé un resultado positivo cuando el valor verdadero sea negativo</p>	$Tasa de falsos positivos = FP / (FP + TN)$
<p><i>La tasa de falsos negativos,</i></p> <p>También llamada tasa de error es la probabilidad de que la prueba pase por alto un verdadero positivo</p>	$Tasa de falsos positivos = FN / (FN + TP)$
<p><i>F1 SCORE</i></p> <p>Esta es otra métrica muy empleada porque resume la precisión y sensibilidad en una sola métrica.</p>	$F1 = 2 * (Precisión * Sensibilidad) / (Precisión + Sensibilidad)$

Nota: La tabla describe los indicadores y métricas usados como base en la matriz de confusión. Elaboración propia con datos de Arce (2019)

**Ilustración 4 Ejemplos de aplicación de precisión y exactitud**

<p>Ejemplo de una muestra <b>sin</b> precisión y <b>sin</b> exactitud</p>	
<p>Ejemplo de una muestra <b>con</b> precisión y <b>sin</b> exactitud</p>	
<p>Ejemplo de una muestra <b>sin</b> precisión y <b>con</b> exactitud</p>	
<p>Ejemplo de una muestra <b>con</b> precisión y <b>con</b> exactitud</p>	

Nota: La ilustración describe de forma gráfica los conceptos de precisión y exactitud derivados de la matriz de confusión.

Fuente: Elaboración propia con datos de Arce (2019)

### 4.2.3 Regresión de mínimos cuadrados ordinarios

El teorema de Gauss-Markov es el punto de partida de la mayoría de los tratamientos de econometría en los libros de texto. Especifica las condiciones bajo las cuales el procedimiento de estimación más común, los mínimos cuadrados ordinarios (MCO), tiene la varianza más baja entre todos los estimadores lineales insesgados. Muchos de los avances más importantes en econometría han surgido de intentos de generalizar el teorema de Gauss-Markov a condiciones más amplias. (c, 2022).

La regresión de mínimos cuadrados ordinarios (MCO/ OLS) es una estrategia de optimización que ayuda a encontrar una línea recta lo más cercana posible a sus puntos de datos en un modelo de regresión lineal. OLS se considera la estrategia de optimización más útil para modelos de regresión lineal. La regresión lineal es una familia de algoritmos empleados en tareas supervisadas de aprendizaje automático (Vinod, 2022). Dado que las tareas supervisadas de aprendizaje automático normalmente se dividen en clasificación y regresión, se ubican a los algoritmos de regresión lineal en la última categoría. Se diferencia de la clasificación por la naturaleza de la variable objetivo. En la clasificación, el objetivo es un valor categórico (“sí/no”, “rojo/azul/verde”, etc.). La regresión implica valores numéricos y continuos como objetivo. Como resultado, se le pedirá al algoritmo que prediga un número continuo en lugar de una clase o categoría. Por ejemplo, se desea predecir el precio de una casa en función de alguna de sus características relativas, el resultado de su modelo será el precio y, por lo tanto, un número continuo. Las tareas de regresión se pueden dividir en dos grupos principales: *aquellas que solo usan una característica para predecir el objetivo* y *aquellas que usan más de una característica para ese propósito*. Siguiendo el ejemplo anterior, el predecir el precio de una casa solo en función de sus metros cuadrados, será enmarcada en la primera situación (una característica), pero si se va a predecir el precio en función de sus metros cuadrados, su ubicación y la seguridad de su entorno, caerá en el segundo grupo por múltiples funciones.

De hecho, según el teorema de Gauss-Markov, bajo algunos supuestos del modelo de regresión lineal (linealidad en los parámetros, media condicional igual a cero, ausencia de multicolinealidad y homocedasticidad de los errores), los estimadores  $\alpha$  y  $\beta$  son los mejores estimadores lineales insesgados (Best Linear unbiased estimators BLUE) de los valores reales de  $\alpha$  y  $\beta$ .

Se usará para efectos comparativos el OLS a fin de tener un dato a comparar con el modelo de KNN, por lo que el error de predicción en conjunto con la información obtenida de la matriz de confusión será fundamentales para comprobar o rechazar la hipótesis planteada del objeto de estudio.

### 4.3 Señales esperadas

En relación a los antecedentes se considera que las variables relacionadas con el *anticipar el comportamiento del inversionista* deberán prever la presencia de sentimiento del mercado. Por lo tanto, se espera que **las variables independientes relacionadas con el sentimiento de mercado** presenten mayor influencia (medida con el menor error) en la predicción de retornos en los índices de la BMV. Por otro lado, las variables que *reflejan el comportamiento de la economía* como **los fundamentales económicos** deberían de influir en menor medida. El índice de sentimiento se usará la escala con la cual es medido, así como el LN de sus deltas y luego relacionado con la tasa de rendimiento.

### 4.4 Población y muestra

El estudio está enfocado a los movimientos resultantes de las acciones de las empresas que cotizan en la BMV. Dado que se cuenta con índices agrupadores se ha seleccionado dichos índices en función de aportar estructura a los datos. Dado el objeto de estudio, que se relaciona con el sentimiento de mercado por ello el método de investigación a utilizar es el no experimental de tipo longitudinal / de tipo tendencia al buscar un menor error en la predicción entre las variables descritas analizando los cambios a través del tiempo.

Las empresas listadas en la BMV varían a lo largo del tiempo, sin embargo, en promedio estamos ante un escenario de ciento cuarenta y cinco empresas (145) las cuales de acuerdo al último reporte según datos de la Federación Mundial de Bolsas (WFE, por sus siglas en inglés) el valor de capitalización completa de la BMV equivale cuatrocientos millones cuarenta y ocho mil trescientos doce dólares que a un tipo de cambio promedio de \$19.5 equivale en pesos a ocho mil millones setecientos cuarenta y dos mil cero ochenta y cuatro pesos. Con fines de comenzar en pocos componentes y aun así captar la esencia de la bursatilización en México la BMV emite a partir del 30 .03. 2009 una serie de índices sectoriales los cuales agrupan a ciento diez y seis empresas (116) es decir el 80% del total de empresas listadas.

**Tabla 6 Análisis de puntos de medición**

:

Unidad de observación	Sujetos en la población	Observaciones Totales	Tiempo de estudio (años)	Resultado de puntos de medición
Empresa por Empresa	145	365	10	529,250
Índices Sectoriales	7	3186	30.03.2009 – 12.31.2022	25,102

Nota: La tabla representa los puntos de medición para el estudio

Fuente: Elaboración propia con información de nivel de BMV

Al proponer analizar mediante los índices sectoriales, reducimos en un gran porcentaje los puntos de medición, simplificando el método y el manejo de la observación. Mediante el análisis de la tabla cuatro se observa que la muestra seleccionada abarca en más de noventa por ciento de la población estudio; siendo este parámetro aceptable en función de la reducción de los puntos de medición.

**Tabla 7 Relación e importancia relativa de los índices sectoriales**

Índice Sectorial BMV	Empresas agrupadas	Promedio de capitalización	% de los10 Componentes Principales	Capitalización total en \$M (a)	Capitalización total-BANXICO (b)	a/b
SE2000 S&P/BMV Sector Materiales	18	83,229.99	96.80%	1,498,139	1,513,217	99.00%
SE3000 S&P/BMV Sector Industrial	30	38,163.80	81.60%	1,144,914	1,227,695	93.26%
SE4000 S&P/BMV Sector Servicios y Bienes de Consumo Básico	15	34,725.13	98.20%	520,876	609,414	85.47%
SE5000 S&P/BMV Sector Servicios y Bienes de Consumo Frecuente	18	151,155.20	94.30%	2,720,793	3,161,590	86.06%
SE6000 S&P/BMV Sector Salud	4	15,932.51	100%	63,730	64,631	98.61%
SE7000 S&P/BMV Sector Servicios Financieros	23	39,063.51	89.90%	898,460	977,493	91.91%
SE9000 S&P/BMV Sector Servicios de Telecomunicaciones	8	180,547.14	100%	1,444,377	1,503,447	96.07%
Totales / Promedios	116 T	77,545.33 Avg	94.4% Avg	8,291,292 T	9,057,489 T	91.54% T

Nota: La tabla presenta la relación entre la capitalización en millones para las empresas agrupadas por cada índice sectorial en comparación con la capitalización total informada por el Banco de México,

Fuente: Elaboración propia con información de nivel de BMV

**Tabla 8 Componentes principales para cada índice que pertenecen al IPC Diciembre 2022**

Símbolo	Nombre de la empresa	Índice	Capitalización Billones MXN
ALFAA.MX	Alfa S.A.B. de C.V.	Industrial	\$54.70
VOLARA.MX	Controladora Vuela Compañía de Aviación, S.A.B. de C.V	Industrial	\$13.16
VESTA.MX	Corporación Inmobiliaria Vesta, S.A.B. de C.V.	Industrial	\$50.84
OMAB.MX	Grupo Aeroportuario del Centro Norte, S.A.B. de C.V.	Industrial	\$50.76
GAPB.MX	Grupo Aeroportuario del Pacífico, S.A.B. de C.V.	Industrial	\$113.78
ASURB.MX	Grupo Aeroportuario del Sureste, S. A. B. de C. V.	Industrial	\$115.95
GCARSOA1.MX	Grupo Carso, S.A.B. de C.V.	Industrial	\$299.14
ORBIA.MX	ORBIA ADVANCE CORPORATION SAB de CV	Industrial	\$60.81
PINFRA.MX	Promotora y Operadora de Infraestructura, S. A. B. de C.	Industrial	\$66.79
ALPEKA.MX	ALPEK, S.A.B. de C.V.	Materiales	\$26.52
CEMEXCPO.MX	CEMEX, S.A.B. de C.V.	Materiales	\$171.99
GCC.MX	GCC, S.A.B. de C.V.	Materiales	\$53.34
GMEXICOB.MX	Grupo México, S.A.B. de C.V.	Materiales	\$567.30
PEOLES.MX	PEOLES.MX	Materiales	\$85.28
LABB.MX	Genomma Lab Internacional, S.A.B. de C.V.	Salud	\$11.82
ALSEA.MX	Alea, S.A.B. de C.V.	Sericios y Bienes de Consum No Basico	\$50.82
LIVEPOLC1.MX	El Puerto de Liverpool	Sericios y Bienes de Consum No Basico	\$129.96
ELEKTRA.MX	Grupo Elektra, S.A.B. de C.V.	Sericios y Bienes de Consum No Basico	\$263.63
AC.MX	Arca Continental, S.A.B. de C.V.	Sericios y Bienes de Consum Frecuente	\$150.51
CUERVO.MX	Becele, S.A.B. de C.V.	Sericios y Bienes de Consum Frecuente	\$56.13
KOFUBL.MX	Coca Cola FEMSA	Sericios y Bienes de Consum Frecuente	\$146.20
FEMSAUBD.MX	Fomento Económico Mexicano, S.A.B. de C.V.	Sericios y Bienes de Consum Frecuente	\$1,909.03
GRUMAB.MX	Gruma, S.A.B. de C.V.	Sericios y Bienes de Consum Frecuente	\$57.40
BIMBOA.MX	Grupo Bimbo, S.A.B. de C.V.	Sericios y Bienes de Consum Frecuente	\$177.07
KIMBERA.MX	Kimberly-Clark de México, S. A. B. de C. V.	Sericios y Bienes de Consum Frecuente	\$52.56
WALMEX.MX	Wal-Mart de México, S.A.B. de C.V.	Sericios y Bienes de Consum Frecuente	\$589.42
BBAJIOO.MX	Banco del Bajío, S.A., Institución de Banca Múltiple	Servicios Financieros	\$67.92
BOLSAA.MX	Bolsa Mexicana de Valores, S.A.B. de C.V.	Servicios Financieros	\$18.12
GENERAMX	Genera, S.A.B. de C.V.	Servicios Financieros	\$30.46
GFNORTEO.MX	Grupo Financiero Banorte, S.A.B. de C.V.	Servicios Financieros	\$460.07
GFINBURO.MX	Grupo Financiero Inbursa, S.A.B. de C.V.	Servicios Financieros	\$252.99
RAMX	Regional S.A.B. de C.V	Servicios Financieros	\$48.92
AMXB.MX	América Móvil, S.A.B. de C.V.	Telecomunicaciones	\$1,154.47
TLEVISACPO.MX	Grupo Televisa, S.A.B.	Telecomunicaciones	\$29.45
MEGACPO.MX	Megacable Holdings, S. A. B. de C. V.	Telecomunicaciones	\$76.99
Total			\$7,464.28

Nota: La tabla representa los componentes del IPC y su participación en su índice por volumen de capitalización

Fuente: Elaboración propia con información de nivel de BMV

## Ilustración 5 IPC Capitalización por índice y totales por Sector

Datos al cierre 2022

Composicion IPC por Indice	Capitalizacion en el IPC	% sobre total IPC	Indice Total de cada Sector	% sobre total del sector
Sericios y Bienes de Consum Frecuente	3,138.31	42.04%	3,266.58	37.03%
Telecomunicaciones	1,260.90	16.89%	1,265.12	14.34%
Materiales	904.44	12.12%	1,197.16	13.57%
Servicios Financieros	878.47	11.77%	1,108.99	12.57%
Industrial	825.93	11.07%	1,394.56	15.81%
Sericios y Bienes de Consum No Basico	444.41	5.95%	524.59	5.95%
Salud	11.82	0.16%	64.21	0.73%
<b>Totales</b>	<b>7,464.28</b>		<b>8,821.20</b>	
<i>% sobre Valor total de emisoras Nacionales</i>	84.36%		99.70%	
Valor total de emisoras Nacionales			<b>\$8,848</b>	
% Capitalizacion sobre PIB			<b>35.43%</b>	
PIB 2022			<b>\$24,975</b>	

\*Cifras en Billones de pesos

Nota: La ilustración representa el valor de capitalización del IPC por índice, el valor total del índice y su participación por volumen de capitalización con respecto al valor total de emisoras nacionales. Así como el porcentaje de capitalización de emisoras nacionales sobre el PIB

Fuente: Elaboración propia con información de nivel de bursatilización de BANXICO

Es importante para el estudio detallar los principales componentes de cada índice, así como su valor de capitalización. Los Índices Sectoriales Analíticos buscan medir el desempeño de los sectores económicos dentro del mercado bursátil mexicano, lo anterior en función con el sistema de clasificación industrial creado por la Bolsa Mexicana de Valores. Los componentes de estos índices son ponderados por capitalización de mercado. Los índices bursátiles son importantes, ya que registran aumentos o disminuciones de forma diaria, siguiendo una continuidad. Asimismo, se mantiene actualizado desde el momento de su apertura, independientemente de la variación en las acciones que lo conforman. Los índices principales proporcionan una alternativa para evaluar el rendimiento de una industria, de un sector o de todo el mercado de acciones de un país.

## Ilustración 6 SE2000 SP/BMV Sector Materiales

### SE2000 S&P/BMV Sector Materiales

Ticker	Empresa	IPC	Capitalizacion	% Part(1)	% Part(2)
GMEXICOB.MX	Grupo México, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 567.30	47.4%	47.4%
CEMEXCPO.MX	CEMEX, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 171.99	14.4%	61.8%
SIMECB.MX	Grupo Simec, S.A.B. de C.V.		\$ 87.31	7.3%	69.0%
PEOLES.MX	Industrias Peñoles, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 85.28	7.1%	76.2%
ICHB.MX	Industrias CH, S. A. B. de C. V.		\$ 79.64	6.7%	82.8%
CMOCTEZ.MX	Corporación Moctezuma, S.A.B. de C.V.		\$ 55.50	4.6%	87.5%
GCC.MX	Grupo Cementos de Chihuahua, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 53.34	4.5%	91.9%
LAMOSAMX	Grupo Lamosa, S.A.B. de C.V.		\$ 40.44	3.4%	95.3%
ALPEKAMX	ALPEK, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 26.52	2.2%	97.5%
TEAKCPO.MX	Proteak Uno, S.A.B. de C.V.		\$ 2.27	0.2%	97.7%
AUTLANB.MX	Compañía Minera Autlán, S.A.B. de C.V.		\$ 3.25	0.3%	98.0%
COLLADO.MX	G Collado, S.A.B. de C.V.		\$ 1.58	0.1%	98.1%
CYDSASAA.MX	Cydsa, S.A.B. de C.V.		\$ 9.61	0.8%	98.9%
MFRISCOA-1.MX	Minera Frisco, S.A.B. de C.V.		\$ 13.13	1.1%	100.0%
	14		\$ 1,197.16		

\*Cifras en Billones de pesos

Nota: La ilustración representa los principales componentes del índice, su inclusión en el IPC, su capitalización en billones de pesos, así como su (1) Participación relativa, (2) Participación acumulada.

Fuente: Elaboración propia con información de la BMV

## Ilustración 7 SE3000 SP/BMV Sector Industrial

### SE3000 S&P/BMV Sector Industrial

Ticker	Empresa	IPC	Cap Billones	% Part(1)	% Part(2)
GCARSOA1.MX	Grupo Carso SAB de CV	Y	\$ 299.14	21.5%	21.5%
GMXT.MX	GMéxico Transportes, S.A.B. de C.V.		\$ 160.90	11.5%	33.0%
ASURB.MX	Grupo Aeroportuario del Sureste SAB de CV B	Y	\$ 115.95	8.3%	41.3%
GAPB.MX	Grupo Aeroportuario del Pacífico, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 113.78	8.2%	49.5%
IDEALB1	Impulsora del Desarrollo y el Empleo en America Latina, S.A.B. de C.V.		\$ 105.41	7.6%	57.0%
PINFRA.MX	Promotora y Operadora de Infraestructura SAB de CV	Y	\$ 66.79	4.8%	61.8%
ALEATIC.MX	Aleatica SAB de CV		\$ 63.86	4.6%	66.4%
SITES1A-1.MX	Operadora de Sites Mexicanos S.A.B. de C.V.		\$ 61.21	4.4%	70.8%
ORBIA.MX	ORBIA ADVANCE CORPORATION SAB de CV	Y	\$ 60.81	4.4%	75.1%
GSANBORB-1.MX	Grupo Sanborns, S.A.B. de C.V.		\$ 58.21	4.2%	79.3%
ALFAA.MX	Alfa SA A	Y	\$ 54.70	3.9%	83.2%
VESTA.MX	Corporacion Inmobiliaria Vesta, S.A.B. DE C.V.	Y	\$ 50.84	3.6%	86.9%
OMAB.MX	Grupo Aeroportuario del Centro Norte, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 50.76	3.6%	90.5%
KUOB.MX	Grupo Kuo B, S.A.B. De C.V.		\$ 17.44	1.3%	91.8%
DINEB.MX	DINE, S.A.B. de C.V.		\$ 16.47	1.2%	93.0%
TRAXIONA.MX	Grupo Traxión, S.A.B. de C.V.		\$ 16.14	1.2%	94.1%
CERAMICB.MX	Internacional de Cerámica, S.A.B. de C.V.		\$ 13.22	0.9%	95.1%
VOLARA.MX	Controladora Vuela Compañía de Aviación, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 13.16	0.9%	96.0%
AGUA.MX	Grupo Rotoplas S.A.B. de C.V.		\$ 12.97	0.9%	96.9%
GISSAA.MX	Grupo Industrial Saltillo, S.A.B. de C.V.		\$ 8.10	0.6%	97.5%
VINTE.MX	Vinte Viviendas Integrales, S.A.B. de C.V.		\$ 6.69	0.5%	98.0%
PLANI.MX	Planigrupo Latam SAPI de CV		\$ 4.68	0.3%	98.3%
ACCELSAB.MX	Accel, S.A.B. de C.V.		\$ 4.24	0.3%	98.6%
PASAB.MX	Promotora Ambiental, S.A.B. de C.V.		\$ 4.08	0.3%	98.9%
ARA.MX	Consortio ARA, S. A. B. de C. V.		\$ 4.01	0.3%	99.2%
JAVER.MX	Servicios Corporativos Javer, S.A.B. de C.V.		\$ 3.63	0.3%	99.5%
GICSAB.MX	Grupo Gicsa S.A.B. de C.V.		\$ 3.49	0.3%	99.7%
GMD.MX	Grupo Mexicano de Desarrollo SAB		\$ 2.53	0.2%	99.9%
CADUA.MX	Corpovael, S.A.B. de C.V.		\$ 0.94	0.1%	100.0%
TMM.A.MX	Grupo TMM, S.A.B.		\$ 0.34	0.0%	100.0%
HOMEX.MX	Desarrolladora Homex, S.A.B. de C.V.		\$ 0.11	0.0%	100.0%
			<u>\$ 1,394.56</u>		

31

\*Cifras en Billones de pesos

Nota: La ilustración representa los principales componentes del índice, su inclusión en el IPC, su capitalización en billones de pesos, así como su (1) Participación relativa, (2) Participación acumulada.

Fuente: Elaboración propia con información de la BMV

### Ilustración 8 SE4000 SP/BMV Sector Servicios y Bienes de Consumo No Básico

SE4000 S&P/BMV Sector Servicios y Bienes de Consumo NO Básico					
Ticker	Empresa	IPC	Cap Billones	% Part(1)	% Part(2)
LIVEPOLC1.MX	El Puerto de Liverpool, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 129.96	24.8%	24.8%
ELEKTRA.MX	Grupo Elektra, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 263.63	50.3%	75.0%
ALSEA.MX	Alsea, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 50.82	9.7%	84.7%
RLH.MX	RLH PROPERTIES, S.A.B. DE C.V.		\$ 18.37	3.5%	88.2%
GPH.MX	GRUPO PALACIO DE HIERRO S.A.B. DE C.V.		\$ 18.28	3.5%	91.7%
POSADAS.MX	GRUPO POSADAS S.A.B. DE C.V.		\$ 13.63	2.6%	94.3%
NEMAK.MX	Nemak S.A.B. de C.V.		\$ 11.61	2.2%	96.5%
CIE.MX	CORPORACION INTERAMERICANA DE ENTRETENIMIENTO S.A.B. DE C.V		\$ 9.50	1.8%	98.3%
HOTEL.MX	Grupo Hotelero Santa Fe S.A.B de C.V		\$ 2.94	0.6%	98.9%
CIDMEGA.MX	GRUPE S.A.B. DE C.V.		\$ 2.49	0.5%	99.4%
HCITY.MX	Hoteles City Express SAB de CV		\$ 2.33	0.4%	99.8%
VASCONI	Grupo Vasconia S.A.B.		\$ 0.24	0.0%	99.8%
SPORTS.MX	Grupo Sports World, S.A.B. De C.V.		\$ 0.80	0.2%	100.0%
			<u>\$ 524.59</u>		

13

\*Cifras en Billones de pesos

Nota: La ilustración representa los principales componentes del índice, su inclusión en el IPC, su capitalización en billones de pesos, así como su (1) Participación relativa, (2) Participación acumulada.

Fuente: Elaboración propia con información de la BMV

### Ilustración 9 SE5000 SP/BMV Sector Servicios y Bienes de Consumo Frecuente

SE5000 S&P/BMV Sector Servicios y Bienes de Consumo Frecuente					
Ticker	Empresa	IPC	Cap Billones	% Part(1)	% Part(2)
WALMEX.MX	Wal-Mart de Mexico SAB de CV	Y	\$ 589.42	18.0%	18.0%
FEMSAUBD.MX	Fomento Económico Mexicano, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 1,909.03	58.4%	76.5%
BIMBOA.MX	Grupo Bimbo, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 177.07	5.4%	81.9%
AC.MX	Arca Continental, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 150.51	4.6%	86.5%
GRUMAB.MX	Gruma, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 57.40	1.8%	88.3%
CUERVO.MX	Beck's, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 56.13	1.7%	90.0%
CHDRAUIB.MX	Grupo Comercial Chedraui, S.A.B. de C.V.		\$ 47.40	1.5%	91.4%
KOFUBL.MX	Coca-Cola FEMSA, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 146.20	4.5%	95.9%
SORIANAB.MX	Organización Soriana, S. A. B. de C. V		\$ 26.43	0.8%	96.7%
KIMBERA.MX	Kimberly-Clark de México, S. A. B. de C. V.	Y	\$ 52.56	1.6%	98.3%
BAFARB.MX	Grupo Bafar, S.A.B. De C.V.		\$ 14.36	0.4%	98.8%
BACHOCOB.MX	Industrias Bachoco SAB de CV		\$ 21.28	0.7%	99.4%
GIGANTE.MX	Grupo Gigante, S.A.B. De C.V.		\$ 15.00	0.5%	99.9%
CULTIBAB.MX	Organizacion Cultiba, S.A.B. De CV		\$ 3.80	0.1%	100.0%
			<u>\$ 3,266.58</u>		

14

\*Cifras en Billones de pesos

Nota: La ilustración representa los principales componentes del índice, su inclusión en el IPC, su capitalización en billones de pesos, así como su (1) Participación relativa, (2) Participación acumulada.

Fuente: Elaboración propia con información de la BMV

### Ilustración 10 SE6000 SP/BMV Sector Salud

#### SE6000 S&P/BMV Sector Salud

Ticker	Empresa	IPC	Cap Billones	% Part(1)	% Part(2)
LABB.MX	Genomma Lab Internacional, S.A.B. de C.V	Y	\$ 11.82	18.4%	18.4%
FRAGUAB.MX	Corporativo Fragua, S.A.B. De C.V		\$ 41.23	64.2%	82.6%
BEVIDESB.MX	Farmacias Benavides B, SAB De CV		\$ 7.03	10.9%	93.6%
MEDICAB.MX	Medica Sur, S.A.B. De C.V		\$ 4.13	6.4%	100.0%
4			\$ 64.21		

\*Cifras en Billones de pesos

Nota: La ilustración representa los principales componentes del índice, su inclusión en el IPC, su capitalización en billones de pesos, así como su (1) Participación relativa, (2) Participación acumulada.

Fuente: Elaboración propia con información de la BMV

### Ilustración 11 SE7000 SP/BMV Sector Servicios Financieros

#### SE7000 S&P/BMV Sector Servicios Financieros

Ticker	Empresa	IPC	Cap Billones	% Part(1)	% Part(2)
GFNORTEO.MX	Grupo Financiero Banorte, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 460.07	41.5%	41.5%
GFINBURO.MX	Grupo Financiero Inbursa, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 252.99	22.8%	64.3%
BBAJIOO.MX	Banco del Bajío, S.A., Institución de Banca Múltiple	Y	\$ 67.92	6.1%	70.4%
VALUEGFO.MX	Value Grupo Financiero, SAB De CV		\$ 60.28	5.4%	75.9%
Q.MX	Quálitás Controladora, S.A.B. de C.V.		\$ 59.86	5.4%	81.3%
RA.MX	Regional S.A.B. de C.V.	Y	\$ 48.92	4.4%	85.7%
GNP.MX	GRUPO NACIONAL PROVINCIAL S.A.B		\$ 30.79	2.8%	88.4%
GENTERA.MX	Genera SAB de CV	Y	\$ 30.46	2.7%	91.2%
GPROFUT.MX	GRUPO PROFUTURO S.A.B. DE C.V		\$ 25.11	2.3%	93.5%
FINAMEXO.MX	Casa De Bolsa Finamex, SAB De CV		\$ 18.90	1.7%	95.2%
GBMO.MX	Grupo Bursatil Mexicano SA de CV Casa de Bolsa		\$ 18.89	1.7%	96.9%
BOLSAA.MX	Bolsa Mexicana de Valores, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 18.12	1.6%	98.5%
ACTINVRB.MX	Corporacion Actinver, SAB De CV		\$ 7.91	0.7%	99.2%
GFMULTIO.MX	Grupo Financiero Multiva SAB De CV		\$ 5.74	0.5%	99.7%
FINDEP.MX	Financiera Independencia SAB De CV		\$ 3.04	0.3%	100.0%
15			\$ 1,108.99		

\*Cifras en Billones de pesos

Nota: La ilustración representa los principales componentes del índice, su inclusión en el IPC, su capitalización en billones de pesos, así como su (1) Participación relativa, (2) Participación acumulada.

Fuente: Elaboración propia con información de la BMV

## Ilustración 12 SE9000 SP/BMV Sector Servicios de Telecomunicaciones

SE9000 S&P/BMV Sector Servicios de Telecomunicaciones					
Ticker	Empresa	IPC	Cap Billones	% Part	% Part
AMXB.MX	América Móvil, S.A.B. de C.V.	Y	\$ 1,154.47	91.3%	91.3%
MEGACPO.MX	Megacable Holdings, S. A. B. de C. V.	Y	\$ 76.99	6.1%	97.3%
TLEVISACPO.MX	Grupo Televisa, S.A.B.	Y	\$ 29.45	2.3%	99.7%
SITESB-1.MX	Telesites, S.A.B. de C.V.		\$ 4.22	0.3%	100.0%
			<u>\$ 1,265.12</u>		
4					

\*Cifras en Billones de pesos

Nota: La ilustración representa los principales componentes del índice, su inclusión en el IPC, su capitalización en billones de pesos, así como su (1) Participación relativa, (2) Participación acumulada.

Fuente: Elaboración propia con información de la BMV

## CAPITULO V Resultados

### 5.1 Estadística descriptiva de la población

El objetivo de la Estadística es extraer conocimiento profundidad a partir de un conjunto de datos o elementos. Particularmente en la Estadística Descriptiva se exploran los datos a fin de identificar sus principales características mediante un número reducido de gráficos y/o números. Los conjuntos de datos pueden provenir de medir una o más variables de un conjunto de individuos.

**Tabla 9 Estadística descriptiva para los índices sectoriales**

Concepto	SE2000	SE3000	SE4000	SE5000	SE6000	SE7000	SE9000
Media	670.634	190.945	617.381	672.113	462.899	81.192	752.497
Error típico	2.759	0.937	4.543	3.402	1.357	0.291	1.813
Mediana	647.22	209.55	585.02	727.01	468.62	86.46	749.88
Moda	600.48	252.67	514.69	825.5	459.99	93.39	796.36
Desviación estándar	155.759	52.900	256.447	192.006	76.613	16.403	102.322
Varianza de la muestra	24260.808	2798.365	65765.115	36866.252	5869.597	269.059	10469.849

<i>Curtosis</i>	0.262	-0.968	-1.265	-0.863	2.183	-1.183	-0.363
<i>Coefficiente de asimetría</i>	0.275	-0.597	0.185	-0.568	-0.953	-0.460	0.264
<i>Rango</i>	876.63	204.84	886.25	816.7	439.82	66.3	599.61
<i>Mínimo</i>	231.81	58.58	198.08	223.91	191.79	40.51	439.87
<i>Máximo</i>	1108.44	263.42	1084.33	1040.61	631.61	106.81	1039.48
<i>Suma</i>	2136639.99	608351.29	1966976.51	2141353.49	1474794.99	258678.73	2397455.91
<i>Cuenta</i>	3186	3186	3186	3186	3186	3186	3186
<i>Mayor (1)</i>	1108.44	263.42	1084.33	1040.61	631.61	106.81	1039.48
<i>Menor(1)</i>	231.81	58.58	198.08	223.91	191.79	40.51	439.87

Nota: La tabla 9 representa la principal estadística descriptiva para los índices sectoriales estudiados.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

De acuerdo con la estadística descriptiva para cada índice sectorial los índices SE2000 y SE4000 presentan la mayor varianza entre ellos, por lo que sus datos están más dispersos, caso contrario para el SE700 cuya varianza es de 16.403. En cuanto a la relación de curtosis y el coeficiente de asimetría se observa que para el índice SE2000 y el SE6000 es positivo por lo tanto estamos ante una distribución normal Leptocúrtica con un grado de "apuntamiento" respecto de la curva de distribución normal. Por el contrario, el resto de los índices sectoriales presentan curtosis negativa, lo cual ocasiona una distribución del tipo platicúrtica.

## 5.2 Resultados por Índice

Para el presente trabajo de investigación los resultados representan la forma de rechazar o aceptar la hipótesis nula planteada anteriormente. Su importancia radica en un análisis de los números obtenidos en función del método seleccionado. Se seccionará los resultados en tres categorías: aquellos relacionados con el IPC, aquellos relacionados con los índices sectoriales y por último aquellos relacionados con los tres índices relacionados con el valor de capitalización; bajo, medio y alto. La medición de la efectividad del modelo será en relación con los errores de predicción, así como los resultados obtenidos de la matriz de confusión.

### 5.2.1 Índice de Precios y Cotizaciones IPC

El S&P/BMV Índice de Precios y Cotizaciones (S&P/BMV IPC) es el principal índice bursátil de la Bolsa Mexicana de Valores, su muestra concentra las 35 principales empresas con mayor liquidez listadas en la Bolsa Mexicana de Valores. Este índice es un indicador del comportamiento del mercado accionario (renta variable); es un promedio ponderado de los precios de las acciones de un conjunto de emisoras que se consideran representativas del total de las mismas. El IPC es calculado diariamente por Standard and Poor's (S&P), ya que desde 2015 la BMV y S&P cuentan con una alianza para el cálculo y metodología de todos los índices de la Bolsa. Dicho cálculo se realiza con base a los resultados de la sesión cotidiana de remates y toma de las 35 emisoras de distintos sectores de la economía. Es de suma importancia para la económica mexicana y es comúnmente utilizado como un termómetro de la misma. El IPC se calcula en función de las variaciones de precios de una selección de acciones llamada "muestra", la cual, debe ser balanceada, ponderada y representativa de todas las acciones cotizadas en la BMV. La muestra del IPC se selecciona semestralmente (marzo y septiembre) en un proceso llamado "rebalanceo", el cual, toma en cuenta variables como: número de operaciones, importe negociado, días operados y razón entre el monto operado y monto suscrito. En términos de la ponderación de las 35 emisoras, ninguna emisora o componente deberá rebasar una ponderación que exceda del 25% y la ponderación total de las 5 acciones de mayor tamaño no podrán sobrepasar el 60%. Para los efectos de probar las hipótesis planteadas mediante el KNN se utilizó el software SPSS. Las variables utilizadas se describen a continuación las cuales se utilizó la técnica de logaritmo natural (LN) para las variables no porcentuales.

### Ilustración 13 Variables fundamentales económicas y de sentimiento seleccionadas

Variables Fundamentales económicas: FUND	CET28	Certificados de la tesorería a 28 días *
	CET364	Certificados de la tesorería a 364 días *
	IGAED	Índice general de la actividad económica **
	INF	Índice nacional de precios al consumidor como estimador de precios **
Variables Sentimiento: SENT	VIXD	Medición de la volatilidad implícita del Índice de precios y cotizaciones (IPC) para los siguientes 30 días ***
	ENCOD	Índice de encuesta nacional sobre confianza el consumidor **
	EMBI	Emergin markets bond Index, es el principal indicador de riesgo país ****

\* Emitidos por el Banco de México

\*\* Publicado por el Instituto nacional de estadística y geografía (INEGI)

\*\*\* Publicado por el S&P Down Jones Indices

\*\*\*\* J.P Morgan EMBI Global

Nota: La ilustración enlista las variables independientes seleccionadas relacionadas a los fundamentales económicos y al sentimiento de mercado.

Fuente: Elaboración propia

En el vínculo teórico entre los factores macroeconómicos y el movimiento del mercado de valores, cualquier información nueva acerca de la situación macroeconómica fundamental factores tales como la producción, la inflación, la oferta monetaria, la tasa de interés, etc., pueden influir el precio/rendimiento de las acciones a través del impacto de los dividendos esperados, la tasa de descuento o ambos (Chen et al., 1986; Rahman et al., 2009). Las variables económicas seleccionadas capturan la actividad del mercado reflejando en lo general la tendencia de la economía mexicana y para efectos estadísticos un elemento de variable rezagada.

El sentimiento de mercado y el movimiento del mercado de valores, cualquier noticia, sea positiva como el lograr mayores resultados de los esperados o negativa como lo fuera el tener pérdidas; así como expectativas del mercado no cumplidas pueden llegar a influir en el

precio/rendimiento de las acciones, lo anterior medido por formas directas (Encuestas) y por medios indirectos (Índices de volatilidad o riesgo país) Por ello, las variables seleccionadas identifican tanto mediciones directas como indirectas sobre el sentimiento de mercado y para efectos estadísticos un elemento de variable rezagada.

## INDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES (IPC):

En la primera iteración del algoritmo se utilizaron las variables anteriormente descritas sobre el Índice de precios y cotizaciones general utilizando ambos métodos el algoritmo de vecinos más cercanos (KNN) y el método de mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

**Ilustración 14 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC**

IPC Analysis	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusión:</b>						
<i>F1 Score</i>	60.44%	<b>69.41%</b>	66.27%	<b>81.08%</b>	62.43%	<b>79.78%</b>
<i>Accuracy</i>	52.94%	<b>56.21%</b>	62.75%	<b>77.12%</b>	57.52%	<b>75.82%</b>
<i>Precision</i>	<b>58.51%</b>	58.02%	69.14%	<b>77.32%</b>	63.53%	<b>76.84%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	62.50%	<b>86.36%</b>	63.64%	<b>85.23%</b>	61.36%	<b>82.95%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	40.00%	<b>15.38%</b>	61.54%	<b>66.15%</b>	52.31%	<b>66.15%</b>
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>60.00%</b>	84.62%	38.46%	<b>33.85%</b>	47.69%	<b>33.85%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	37.50%	<b>13.64%</b>	36.36%	<b>14.77%</b>	38.64%	<b>17.05%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	<b>58.51%</b>	58.02%	69.14%	<b>77.32%</b>	63.53%	<b>76.84%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	44.07%	<b>45.45%</b>	55.56%	<b>76.79%</b>	50.00%	<b>74.14%</b>
	3	<u>6</u>	0	<u>9</u>	0	<u>9</u>
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	<b>0.0452</b>	0.0468	<b>0.0359</b>	0.0366	<b>0.0382</b>	0.0384
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	<b>0.0020</b>	0.0022	0.0013	0.0013	0.0015	0.0015
<i>Suma de errores cuadrados</i>	<b>0.3130</b>	0.3346	<b>0.1971</b>	0.2047	<b>0.2229</b>	0.2259
<i>MAE (Error absoluto medio)</i>	<b>0.0351</b>	0.0371	<b>0.0270</b>	0.0290	<b>0.0299</b>	0.0305
	<u>4</u>	0	<u>3</u>	0	<u>3</u>	0

Nota: La ilustración los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

El resultado muestra los cambios a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos. Medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que seis de las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores todos los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra que las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN, siendo el más importante le RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra que las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método KNN en el set de variables de sentimiento de mercado; .0359.

**Ilustración 15 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – SECTOR MATERIALES**

:

IPC Analysis SE002 Materials	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusion:</b>						
<i>F1 Score</i>	58.76%	<b>67.62%</b>	65.90%	<b>75.41%</b>	67.78%	<b>76.92%</b>
<i>Accuracy</i>	51.97%	<b>55.26%</b>	61.18%	<b>70.39%</b>	61.84%	<b>72.37%</b>
<i>Precision</i>	57.14%	<b>57.26%</b>	65.52%	<b>71.13%</b>	64.89%	<b>72.92%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	60.47%	<b>82.56%</b>	66.28%	<b>80.23%</b>	70.93%	<b>81.40%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	40.91%	<b>19.70%</b>	54.55%	<b>57.58%</b>	50.00%	<b>60.61%</b>
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>59.09%</b>	80.30%	45.45%	<b>42.42%</b>	50.00%	<b>39.39%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	39.53%	<b>17.44%</b>	33.72%	<b>19.77%</b>	29.07%	<b>18.60%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	57.14%	<b>57.26%</b>	65.52%	<b>71.13%</b>	64.89%	<b>72.92%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	44.26%	<b>46.43%</b>	55.38%	<b>69.09%</b>	56.90%	<b>71.43%</b>
	<u>1</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	<b>0.0619</b>	0.0644	<b>0.0547</b>	0.0562	<b>0.0555</b>	0.0564
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	<b>0.0038</b>	0.0042	<b>0.0030</b>	0.0032	<b>0.0031</b>	0.0032
<i>Suma de errores cuadrados</i>	<b>0.5865</b>	0.6351	0.4581	<b>0.4836</b>	<b>0.4707</b>	0.4866
<i>MAE (Error absoluto medio)</i>	<b>0.0500</b>	0.0504	<b>0.0433</b>	0.0436	0.0443	<b>0.0441</b>
	<u>4</u>	<u>0</u>	<u>3</u>	<u>0</u>	<u>3</u>	<u>1</u>

Nota: La ilustración los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

El resultado permite observar los cambios a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos. Medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que ocho de las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores todos los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra que las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN, siendo el más importante le RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra que las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN y uno que aventaja mediante el método de OLS. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método KNN en el set de variables de sentimiento de mercado; .0547

**Ilustración 16 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – SECTOR INDUSTRIAL**

IPC Analysis SE003 Industrial	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusion:</b>						
<i>F1 Score</i>	66.33%	<b>71.50%</b>	68.51%	<b>72.54%</b>	68.42%	<b>72.04%</b>
<i>Accuracy</i>	56.86%	<b>61.44%</b>	62.75%	<b>65.36%</b>	60.78%	<b>66.01%</b>
<i>Precision</i>	61.32%	<b>63.25%</b>	<b>68.13%</b>	67.96%	65.00%	<b>69.79%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	72.22%	<b>82.22%</b>	68.89%	<b>77.78%</b>	72.22%	<b>74.44%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	34.92%	<b>31.75%</b>	<b>53.97%</b>	47.62%	44.44%	<b>53.97%</b>
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>65.08%</b>	68.25%	<b>46.03%</b>	52.38%	55.56%	<b>46.03%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	27.78%	<b>17.78%</b>	31.11%	<b>22.22%</b>	27.78%	<b>25.56%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	61.32%	<b>63.25%</b>	<b>68.13%</b>	67.96%	65.00%	<b>69.79%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	46.81%	<b>55.56%</b>	54.84%	<b>60.00%</b>	52.83%	<b>59.65%</b>
	1	8	4	5	0	9
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	0.0508	<b>0.0491</b>	<b>0.0442</b>	0.0451	0.0453	<b>0.0438</b>
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	0.0026	<b>0.0024</b>	0.0020	0.0020	0.0021	<b>0.0019</b>
<i>Suma de errores cuadrados</i>	0.3941	<b>0.3692</b>	<b>0.2987</b>	0.3117	0.3142	<b>0.2939</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =MAD</i>	<b>0.0380</b>	0.0387	<b>0.0338</b>	0.0356	<b>0.0341</b>	0.0346
	1	3	3	0	1	3

Nota: La ilustración los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

Los cambios en los resultados a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que ocho de las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres indicadores se muestran menores valores para el método de OLS y uno para el KNN. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra cinco mediciones son mejores para el método de OLS y cuatro para KNN; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN, siendo el más importante el RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra que las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS y uno que aventaja mediante el método de KNN. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método KNN en el set de variables de sentimiento de mercado; .0442

**Ilustración 17 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – BIENES DE COSUMO NO BASICO**

IPC Analysis SE004 Bienes de consumo no basico	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusion:</b>						
<i>F1 Score</i>	65.28%	<b>69.81%</b>	64.89%	<b>75.36%</b>	70.83%	<b>74.63%</b>
<i>Accuracy</i>	56.21%	<b>58.17%</b>	56.86%	<b>66.67%</b>	63.40%	<b>66.67%</b>
<i>Precision</i>	<b>60.58%</b>	60.16%	61.62%	<b>66.10%</b>	66.02%	<b>66.96%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	70.79%	<b>83.15%</b>	68.54%	<b>87.64%</b>	76.40%	<b>84.27%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	35.94%	<b>23.44%</b>	40.63%	<b>37.50%</b>	45.31%	<b>42.19%</b>
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>64.06%</b>	76.56%	59.38%	<b>62.50%</b>	<b>54.69%</b>	57.81%
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	29.21%	<b>16.85%</b>	31.46%	<b>12.36%</b>	23.60%	<b>15.73%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	<b>60.58%</b>	60.16%	61.62%	<b>66.10%</b>	66.02%	<b>66.96%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	46.94%	<b>50.00%</b>	48.15%	<b>68.57%</b>	58.00%	<b>65.85%</b>
	2	6	0	2	1	8
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	0.0488	<b>0.0486</b>	0.0473	<b>0.0456</b>	0.0435	<b>0.0435</b>
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	0.0024	<b>0.0024</b>	0.0022	<b>0.0021</b>	0.0019	<b>0.0019</b>
<i>Suma de errores cuadrados</i>	0.3636	<b>0.3616</b>	0.3423	<b>0.3184</b>	0.2897	<b>0.2891</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =MAD</i>	0.0389	<b>0.0376</b>	<b>0.0359</b>	0.0360	0.0342	<b>0.0338</b>
	0	4	1	3	0	4

Nota: La ilustración los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

Los cambios en los resultados a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que seis de las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores cuatro indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS, siendo el más importante el RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra ocho mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores cuatro de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método OLS en el set de variables de sentimiento de mercado; .0456

**Ilustración 18 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – BIENES DE COSUMO FRECUENTE**

IPC Analysis SE005 Consumo Frecuente	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusión:</b>						
<i>F1 Score</i>	66.34%	<b>76.79%</b>	68.72%	<b>75.60%</b>	66.67%	<b>76.10%</b>
<i>Accuracy</i>	55.56%	<b>64.05%</b>	60.13%	<b>66.67%</b>	56.86%	<b>67.97%</b>
<i>Precision</i>	62.62%	<b>64.08%</b>	67.00%	<b>69.30%</b>	64.08%	<b>70.91%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	70.53%	<b>95.79%</b>	70.53%	<b>83.16%</b>	69.47%	<b>82.11%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	31.03%	<b>12.07%</b>	43.10%	<b>39.66%</b>	36.21%	<b>44.83%</b>
<i>Tasa de falsos positivos</i>	68.97%	<b>87.93%</b>	56.90%	<b>60.34%</b>	63.79%	<b>55.17%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	29.47%	<b>4.21%</b>	29.47%	<b>16.84%</b>	30.53%	<b>17.89%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	62.62%	<b>64.08%</b>	67.00%	<b>69.30%</b>	64.08%	<b>70.91%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	39.13%	<b>63.64%</b>	47.17%	<b>58.97%</b>	42.00%	<b>60.47%</b>
	0	<u>9</u>	0	<u>9</u>	0	<u>9</u>
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadrático Medio)</i>	0.0392	<b>0.0377</b>	<b>0.0328</b>	0.0329	0.0354	<b>0.0353</b>
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	0.0015	<b>0.0014</b>	<b>0.0011</b>	0.0011	0.0013	<b>0.0012</b>
<i>Suma de errores cuadrados</i>	0.2345	<b>0.2172</b>	<b>0.1647</b>	0.1659	0.1916	<b>0.1911</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =MAD</i>	0.0300	<b>0.0297</b>	0.0255	<b>0.0254</b>	0.0270	<b>0.0269</b>
	0	<u>4</u>	<u>3</u>	1	0	<u>4</u>

Nota: La ilustración los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

De la misma forma que los resultados previos los cambios en los resultados a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que seis de las nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores cuatro indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN, siendo el más importante le RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores cuatro de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método KNN en el set de variables de sentimiento de mercado; .0328

**Ilustración 19 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – SALUD**

IPC Analysis SE006 SALUD	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusion:</b>						
<i>F1 Score</i>	61.27%	<b>66.06%</b>	58.76%	<b>71.36%</b>	57.14%	<b>68.04%</b>
<i>Accuracy</i>	<b>56.21%</b>	51.63%	52.29%	<b>62.75%</b>	54.90%	<b>59.48%</b>
<i>Precision</i>	<b>57.61%</b>	52.55%	54.17%	<b>60.17%</b>	57.50%	<b>58.41%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	65.43%	<b>88.89%</b>	64.20%	<b>87.65%</b>	56.79%	<b>81.48%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	45.83%	<b>9.72%</b>	38.89%	<b>34.72%</b>	52.78%	<b>34.72%</b>
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>54.17%</b>	90.28%	<b>61.11%</b>	65.28%	47.22%	<b>65.28%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	34.57%	<b>11.11%</b>	35.80%	<b>12.35%</b>	43.21%	<b>18.52%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	<b>57.61%</b>	52.55%	54.17%	<b>60.17%</b>	57.50%	<b>58.41%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	<b>54.10%</b>	43.75%	49.12%	<b>71.43%</b>	52.05%	<b>62.50%</b>
	<u>5</u>	<u>4</u>	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>0</u>	<u>2</u>
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	0.0477	<b>0.0465</b>	<b>0.0471</b>	0.0487	<b>0.0487</b>	0.0488
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	0.0023	<b>0.0022</b>	<b>0.0022</b>	0.0024	<b>0.0024</b>	0.0024
<i>Suma de errores cuadrados</i>	0.3478	<b>0.3307</b>	<b>0.3394</b>	0.3631	0.3635	<b>0.3643</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =MAD</i>	0.0377	<b>0.0373</b>	<b>0.0375</b>	0.0377	<b>0.0374</b>	0.0376
	<u>0</u>	<u>4</u>	<u>4</u>	<u>0</u>	<u>3</u>	<u>1</u>

Nota: La ilustración los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

En continuación de la lectura de los resultados los cambios a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que cinco de las nueve mediciones son mejores para el método de KNN; en cuanto a la sección de errores cuatro indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra siete mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran cuatro menores valores para el método de KNN, siendo el más importante le RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de KNN. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método KNN en el set de variables de sentimiento de mercado; .0471

**Ilustración 20 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – Servicios financieros**

IPC Analysis SE007 Servicios financieros	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusion:</b>						
<i>F1 Score</i>	64.25%	<b>69.74%</b>	70.79%	<b>73.22%</b>	67.40%	<b>75.41%</b>
<i>Accuracy</i>	54.90%	<b>61.44%</b>	66.01%	<b>67.97%</b>	61.44%	<b>70.59%</b>
<i>Precision</i>	61.39%	<b>66.02%</b>	73.26%	<b>73.63%</b>	68.54%	<b>75.82%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	67.39%	<b>73.91%</b>	68.48%	<b>72.83%</b>	66.30%	<b>75.00%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	<b>36.07%</b>	42.62%	62.30%	<b>60.66%</b>	<b>54.10%</b>	63.93%
<i>Tasa de falsos positivos</i>	63.93%	<b>57.38%</b>	<b>37.70%</b>	39.34%	45.90%	<b>36.07%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	32.61%	<b>26.09%</b>	31.52%	<b>27.17%</b>	33.70%	<b>25.00%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	61.39%	<b>66.02%</b>	73.26%	<b>73.63%</b>	68.54%	<b>75.82%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	42.31%	<b>52.00%</b>	56.72%	<b>59.68%</b>	51.56%	<b>62.90%</b>
	<u>1</u>	<u>g</u>	<u>1</u>	<u>g</u>	<u>0</u>	<u>g</u>
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	0.0630	<b>0.0594</b>	0.0549	<b>0.0489</b>	0.0554	<b>0.0502</b>
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	0.0040	<b>0.0035</b>	0.0030	<b>0.0024</b>	0.0031	<b>0.0025</b>
<i>Suma de errores cuadrados</i>	0.6071	<b>0.5391</b>	0.4611	<b>0.3658</b>	0.4702	<b>0.3863</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =MA</i>	<b>0.0453</b>	0.0446	<b>0.0382</b>	0.0383	<b>0.0394</b>	0.0395
	<u>1</u>	<u>g</u>	<u>1</u>	<u>g</u>	<u>1</u>	<u>g</u>

Nota: La imagen los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

En consecuencia, con las revisiones previas los resultados están en función los cambios a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que ocho mediciones son mejores para el método de KNN; en cuanto a la sección de errores tres indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra ocho mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran cuatro menores valores para el método de OLS, siendo el más importante le RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método OLS en el set de variables de sentimiento de mercado; .0489

**Ilustración 21 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – Telecomunicaciones**

IPC Analysis SE009 Telecomunicaciones	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusion:</b>						
<i>F1 Score</i>	61.88%	<b>66.67%</b>	62.50%	<b>68.54%</b>	65.91%	<b>71.51%</b>
<i>Accuracy</i>	54.90%	<b>56.86%</b>	60.78%	<b>63.40%</b>	60.78%	<b>66.67%</b>
<i>Precision</i>	58.33%	<b>58.41%</b>	<b>66.67%</b>	65.59%	63.74%	<b>68.09%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	65.88%	<b>77.65%</b>	58.82%	<b>71.76%</b>	68.24%	<b>75.29%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	41.18%	<b>30.88%</b>	63.24%	<b>52.94%</b>	51.47%	<b>55.88%</b>
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>58.82%</b>	69.12%	36.76%	<b>47.06%</b>	48.53%	<b>44.12%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	34.12%	<b>22.35%</b>	41.18%	<b>28.24%</b>	31.76%	<b>24.71%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	58.33%	<b>58.41%</b>	66.67%	<b>65.59%</b>	63.74%	<b>68.09%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	49.12%	<b>52.50%</b>	55.13%	<b>60.00%</b>	56.45%	<b>64.41%</b>
	1	<u>g</u>	1	<u>g</u>	0	<u>g</u>
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	0.0466	<b>0.0430</b>	0.0419	<b>0.0393</b>	0.0423	<b>0.0402</b>
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	0.0022	<b>0.0018</b>	0.0018	<b>0.0015</b>	0.0018	<b>0.0016</b>
<i>Suma de errores cuadrados</i>	0.3316	<b>0.2823</b>	0.2687	<b>0.2361</b>	0.2738	<b>0.2478</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =M.</i>	0.0353	<b>0.0337</b>	0.0321	<b>0.0309</b>	0.0325	<b>0.0318</b>
	0	<u>g</u>	0	<u>g</u>	0	<u>g</u>

Nota: La ilustración los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

En base a la misma metodología con las revisiones previas, los resultados están en función los cambios a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que ocho mediciones son mejores para el método de KNN; en cuanto a la sección de errores cuatro indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra ocho mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran cuatro menores valores para el método de OLS, siendo el más importante el RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra nueve mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores cuatro de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método OLS en el set de variables de sentimiento de mercado; .0393

## IPC – Small Cap

Se utilizaron las variables anteriormente descritas sobre el Índice de Small Cap es decir todas aquellas emisoras cuyo porcentaje de capitalización representa el próximo 5% de la capitalización de mercado acumulada ajustada al capital flotante dentro del S&P/BMV IPC, con excepción de acciones de capitalización alta y media

### Ilustración 22 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – Small CAP

IPC Analysis Small CAP	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusión:</b>						
<i>F1 Score</i>	68.29%	<b>73.11%</b>	68.78%	<b>77.83%</b>	72.64%	<b>78.43%</b>
<i>Accuracy</i>	57.52%	<b>58.17%</b>	61.44%	<b>70.59%</b>	64.05%	<b>71.24%</b>
<i>Precision</i>	<b>64.22%</b>	61.27%	69.89%	<b>73.83%</b>	69.52%	<b>74.07%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	72.92%	<b>90.63%</b>	67.71%	<b>82.29%</b>	76.04%	<b>83.33%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	31.58%	<b>3.51%</b>	<b>50.88%</b>	50.88%	<b>43.86%</b>	50.88%
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>68.42%</b>	96.49%	<b>49.12%</b>	49.12%	56.14%	<b>49.12%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	27.08%	<b>9.38%</b>	32.29%	<b>17.71%</b>	23.96%	<b>16.67%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	<b>64.22%</b>	61.27%	69.89%	<b>73.83%</b>	69.52%	<b>74.07%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	<b>40.91%</b>	18.18%	48.33%	<b>63.04%</b>	<b>52.08%</b>	64.44%
	4	5	2	7	2	7
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	0.0567	<b>0.0557</b>	0.0518	<b>0.0491</b>	0.0525	<b>0.0498</b>
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	0.0032	<b>0.0031</b>	0.0027	<b>0.0024</b>	0.0028	<b>0.0025</b>
<i>Suma de errores cuadrados</i>	0.4927	<b>0.4742</b>	0.4112	<b>0.3682</b>	0.4219	<b>0.3801</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =MAD</i>	<b>0.0420</b>	0.0425	<b>0.0368</b>	0.0379	<b>0.0384</b>	0.0385
	1	3	1	3	1	3

Nota: La imagen los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

En base a la misma metodología con las revisiones previas, los resultados están en función los cambios a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que cinco mediciones son mejores para el método de KNN; en cuanto a la sección de errores tres indicadores se muestran menores

valores para el método de OLS. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra siete mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran cuatro menores valores para el método de OLS, siendo el más importante le RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra siete mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método OLS en el set de variables de sentimiento de mercado; .0491

### IPC – Mid Cap

Se utilizaron las variables anteriormente descritas sobre el Índice de Mid Cap es decir todas aquellas emisoras cuyo porcentaje de capitalización representa el próximo 20% de la capitalización de mercado acumulada ajustada al capital flotante dentro del S&P/BMV IPC, con excepción de acciones de capitalización alta.

### Ilustración 23 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – Medium CAP

IPC Analysis Medium CAP	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusion:</b>						
<i>F1 Score</i>	62.63%	<b>65.05%</b>	70.27%	<b>76.60%</b>	68.82%	<b>76.09%</b>
<i>Accuracy</i>	51.63%	<b>52.94%</b>	64.05%	<b>71.24%</b>	62.09%	<b>71.24%</b>
<i>Precision</i>	56.36%	<b>56.78%</b>	67.01%	<b>72.00%</b>	65.31%	<b>72.92%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	70.45%	<b>76.14%</b>	73.86%	<b>81.82%</b>	72.73%	<b>79.55%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	26.15%	<b>21.54%</b>	<b>50.77%</b>	56.92%	<b>47.69%</b>	60.00%
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>73.85%</b>	78.46%	49.23%	<b>43.08%</b>	52.31%	<b>40.00%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	29.55%	<b>23.86%</b>	26.14%	<b>18.18%</b>	27.27%	<b>20.45%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	56.36%	<b>56.78%</b>	67.01%	<b>72.00%</b>	65.31%	<b>72.92%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	<b>39.53%</b>	40.00%	<b>58.93%</b>	69.81%	<b>56.36%</b>	68.42%
	2	Z	2	Z	2	Z
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	0.0562	<b>0.0511</b>	0.0453	<b>0.0391</b>	0.0461	<b>0.0384</b>
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	0.0032	<b>0.0026</b>	0.0021	<b>0.0015</b>	0.0021	<b>0.0015</b>
<i>Suma de errores cuadrados</i>	0.4825	<b>0.3988</b>	0.3146	<b>0.2341</b>	0.3259	<b>0.2261</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =MAD</i>	0.0398	<b>0.0369</b>	0.0323	<b>0.0300</b>	0.0334	<b>0.0293</b>
	0	4	0	4	0	4

Nota: La imagen los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS.

En consecuencia, con las revisiones previas, los resultados están en función los cambios a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que siete mediciones son mejores para el método de KNN; en cuanto a la sección de errores cuatro indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra siete mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran cuatro menores valores para el método de OLS, siendo el más importante el RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra siete mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores cuatro de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método OLS en el set de variables de sentimiento de mercado; .0391

## IPC – Large Cap

Se utilizaron las variables anteriormente descritas sobre el Índice de Large Cap es decir todas aquellas emisoras cuyo porcentaje de capitalización representa el próximo 75% de la capitalización de mercado acumulada ajustada al capital flotante dentro del S&P/BMV IPC.

**Ilustración 24 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el índice IPC – Large CAP**

IPC Analysis Large CAP	DATA RESULTS					
	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)	
	KNN	OLS	KNN	OLS	KNN	OLS
<b>Matriz de confusión:</b>						
<i>F1 Score</i>	60.44%	<b>71.56%</b>	66.27%	<b>78.26%</b>	61.27%	<b>76.50%</b>
<i>Accuracy</i>	52.94%	<b>59.48%</b>	62.75%	<b>73.86%</b>	56.21%	<b>71.90%</b>
<i>Precision</i>	57.89%	<b>59.54%</b>	68.29%	<b>74.23%</b>	61.63%	<b>72.92%</b>
<i>Sensibilidad (True positive rate)</i>	63.22%	<b>89.66%</b>	64.37%	<b>82.76%</b>	60.92%	<b>80.46%</b>
<i>Especificidad (True negative rate)</i>	39.39%	<b>19.70%</b>	<b>60.61%</b>	62.12%	<b>50.00%</b>	60.61%
<i>Tasa de falsos positivos</i>	<b>60.61%</b>	80.30%	39.39%	<b>37.88%</b>	50.00%	<b>39.39%</b>
<i>Tasa de falsos Negativos</i>	36.78%	<b>10.34%</b>	35.63%	<b>17.24%</b>	39.08%	<b>19.54%</b>
<i>Valor predictivo positivo</i>	57.89%	<b>59.54%</b>	68.29%	<b>74.23%</b>	61.63%	<b>72.92%</b>
<i>Valor predictivo negativo</i>	44.83%	<b>59.09%</b>	56.34%	<b>73.21%</b>	<b>49.25%</b>	70.18%
	1	8	1	8	2	7
<b>Resumen de Errores</b>						
<i>RSME (Error Cuadratico Medio)</i>	<b>0.0433</b>	0.0439	<b>0.0347</b>	0.0347	0.0369	<b>0.0360</b>
<i>MSE (Error cuadrado medio)</i>	<b>0.0019</b>	0.0019	<b>0.0012</b>	0.0012	0.0014	<b>0.0013</b>
<i>Suma de errores cuadrados</i>	<b>0.2875</b>	0.2949	0.1839	<b>0.1838</b>	0.2089	<b>0.1987</b>
<i>MAE (Error absoluto medio) =MAD</i>	<b>0.0345</b>	0.0351	<b>0.0265</b>	0.0271	<b>0.0283</b>	0.0287
	4	0	3	1	1	3

Nota: La imagen los resultados de las variables de medición en la matriz de confusión y el resumen de errores, así como la cantidad de resultados favorables a KNN o OLS.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

Para finalizar las revisiones por índice; los resultados están en función los cambios a medida que ingresamos las variables en el algoritmo, se observan de izquierda a derecha, fundamentales, sentimiento y una combinación de ambos; medidos mediante ambos métodos (KNN, OLS). Para el set de variables de fundamentales económicos la matriz de confusión muestra que ocho mediciones son mejores para el método de KNN; en cuanto a la sección de errores cuatro indicadores se muestran menores valores para el método de KNN. Para el set de variables de sentimiento la matriz de confusión muestra ocho mediciones

son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran cuatro menores valores para el método de KNN, siendo el más importante el RSME. Para el set de variables el cual combina fundamentales y sentimiento la matriz de confusión muestra siete mediciones son mejores para el método de OLS; en cuanto a la sección de errores tres de los indicadores se muestran menores valores para el método de OLS. Analizando el conjunto de datos en su totalidad el RSME más bajo fue para el método KNN en el set de variables de sentimiento de mercado; .03465

Se han realizado las iteraciones correspondientes bajo dos métodos: KNN y OLS, los resultados demuestran una interacción entre las variables y guían en la búsqueda de una serie de conclusiones que a continuación se detallan.

## **CAPITULO VI Conclusiones**

### *6.1 Breve resumen de los hallazgos*

En la teoría clásica de las finanzas, el sentimiento de los inversionistas o del mercado no se considera un factor importante para explicar los precios de las acciones. Autores lo mencionan como ruido o distorsiones. En su mayor parte, la influencia del sentimiento en el mercado bursátil mexicano ha sido ignorado en la literatura (Herrera & Lockwood, 1994; Curci et al., 2003; Ortiz et al., 2006; Diamandis, 2008; López-Herrera & Ortiz, 2011; López-Herrera et al., 2012; Roden et al., 2012). A pesar de su importancia en la economía global y América Latina, solo unos pocos trabajos centran su atención en cómo el sentimiento influye en los rendimientos del mercado bursátil mexicano (Liston & Huerta, 2012).

Los resultados presentados en esta investigación presentan un punto de vista alterno contra esta idea. Se analizaron la relación entre los rendimientos los principales índices de la BMV, el nivel de sentimiento del mercado, así como los fundamentales económicos utilizando un método no paramétrico derivado de la minería de datos conocido como KNN (K-nearest neighbour) midiendo la eficiencia del modelo con relación a los errores de predicción del modelo descrito comparado con Mínimos cuadrados ordinarios (OLS) y a los datos obtenidos de la matriz de confusión.

Los resultados arrojan una serie de cinco de conclusiones específicas. En primer lugar, la respuesta de los rendimientos del mercado a choques en las variables macroeconómicas no se puede determinar a priori, ya que tiende a variar.

Segundo, medido por el RSME las variables de sentimiento de mercado inciden más que las fundamentales en seis de los índices (véase *Ilustración 25 en anexos*) con miras a proyección de los rendimientos en los mercados de las empresas de dicho índice. Los efectos de las variables globales (combinadas) sobre los rendimientos no muestran una mejora en la reducción del error en ninguno de los índices. El método de OLS reduce los errores en aquellos índices de baja participación del mercado. Los inversionistas pueden ponderar más allá del entorno económico nacional para determinar su exposición total a los riesgos.

Tercero, los índices de más alta participación de mercado (a excepción de IPC 06 salud) presentan mayor sensibilidad a las variables de sentimiento de mercado en parte a su alta interacción con mercados internacionales y su compleja red de negocios en territorio nacional; grupo México S.A.B de C.V (sector materiales), tomando un ejemplo, siendo la empresa minera más grande del país, la primera productora de cobre en México y en el Perú, y la cuarta más grande del mundo con su alta exportación e interacción mundial, tiene una mayor sensibilidad que una nacional. Al analizar a través de los índices sectoriales se encuentran que de once índices, seis están influenciados en mayor medida por el sentimiento de mercado, casos como materiales e industrial están fuertemente ligados con materias primas en el mundo, acero, madera, carbón y su precio está asociado de manera importante al comportamiento de los futuros, esta idea se asocia a los índices de volatilidad que miden el sentimiento de mercado, es por derivado de lo anterior es posible asociar ambos conceptos y por ello que su grado de impacto sea mayor al enfrentar los rendimientos de los precios de las acciones con dichas variables. En los casos índices como telecomunicaciones y servicios financieros, las diferencias entre los errores medios son marginalmente menores, lo anterior, asociado a que va directamente relacionado al consumo de servicios y bienes los cuales van ligados a la capacidad económica del comprador promedio de dichos servicios y al tener miedo o incertidumbre de los eventos económicos futuros, pudiera postergar la adquisición de los mismos.

Cuarto, la investigación ofrece la posibilidad de comparar dos métodos de medición: KNN y OLS, siendo el primero un método no paramétrico dentro del conjunto de predictores de clasificación de aprendizaje (machine learning); dado que depende en gran medida de la memoria para almacenar todos sus datos de entrenamiento, también se lo denomina método de aprendizaje basado en instancias o basado en la memoria; dentro de sus usos más comunes se encuentran sistemas de recomendación simples, reconocimiento de patrones, extracción de datos, predicciones del mercado financiero; el cual es el uso de esta investigación. En cambio, OLS ayuda a encontrar los parámetros poblacionales en un modelo de regresión lineal. Este método minimiza la suma del cuadrado de las distancias verticales entre las respuestas observadas en la muestra y las respuestas del modelo. Quedo demostrado que el método KNN ofrece un menor error de RSME que el OLS. Sin embargo, para el caso de la matriz de confusión no es así, siendo OLS el que mejor ofrece valores superiores en sus parámetros descritos anteriormente.

Quinto, los hallazgos también implican que la creciente integración del mercado nacional con el mercado mundial, es decir, a la exposición al riesgo; destacando la importancia de vigilar los shocks externos. Para esta investigación caso medido con el EMBI. Dentro de los riesgos identificables destacan choques externos, reversiones de capital y rendimiento de los mercados internacionales de capital.

Es de destacar que lo anterior mencionado debe de formar parte de los elementos básicos de decisión de una cartera diversificada y correctamente administrada. Considerando la naturaleza externa de estas variables globales, las políticas internas de las empresas o de país pueden tener acciones limitadas para regularlos, sin embargo, la formulación prudente, la secuenciación y la implementación efectiva pueden ayudar a mitigar sus efectos adversos; a través de análisis de indicadores que brinden herramientas para la toma de decisiones para los inversionistas.

### *6.1 Impactos en la investigación*

Estos hallazgos pueden tener implicaciones importantes para la toma de decisiones por parte de los inversionistas. Por ejemplo, el encontrar que las variables macroeconómicas tienen impactos aunados al sentimiento y su significancia en los rendimientos en cada índice sectorial puede resultar útil para las estrategias de diversificación de la cartera, así como para lograr una mejor administración y compensación del riesgo. Los resultados también implican que los inversionistas pueden mejorar el rendimiento de su cartera en ciertos índices en particular centrándose en la importancia de los factores económicos sin perder de vista el impacto del sentimiento de mercado.

Los resultados de los índices analizados para México respaldan la opinión de que el sentimiento de los inversionistas es un factor importante en la bolsa de valores mexicana. Estos resultados tienen implicaciones prácticas y económicas para inversionistas, en primer lugar, los inversionistas deben comprender que los rendimientos de las acciones mexicanas no solo están impulsados por factores fundamentales, también están influenciados por factores no tradicionales como el sentimiento. Esto se deduce del resultado al respecto de la disminución del RSEM del sentimiento al compararlo con los fundamentales económicos. Este poder de la proyección no es solo para el índice del mercado agregado, pero para una variedad de índices (por ejemplo, pequeña capitalización, gran capitalización, algunos sectoriales), lo que sugiere que los efectos del sentimiento de los inversores están ampliamente distribuidos en el mercado. En segundo lugar, los resultados sugieren que el sentimiento tiene un efecto mayor en el índice agregado de la BMV, lo que sugiere que los inversionistas deben prestar mucha atención a medidas de sentimiento al invertir en este índice. Finalmente, los inversionistas institucionales e individuales deben considerar los efectos que los niveles actuales de confianza de los inversionistas mexicanos pueden tener sobre los rendimientos esperados de sus carteras. En resumen, el efecto del sentimiento de los inversionistas sobre el mercado de acciones mexicano es complejo, herramientas como la anterior son base más aún se requiere de mayor investigación para que los inversionistas puedan decisiones mejor informadas.

En perspectiva, los hallazgos brindan información útil para la formulación e implementación de políticas macroeconómicas para lograr la estabilidad del mercado financiero. Dado que los mercados están inherentemente vinculados a algunos de las variables económicas, las debilidades en el entorno macroeconómico, la mala formulación e implementación de políticas pueden transmitirse a estos mercados como shocks negativos. Por ejemplo, en la última década, luego de fundamentales macroeconómicos débiles y bancos sobre apalancados, países latinoamericanos experimentaron graves crisis financieras que provocaron una mayor volatilidad del mercado y fuertes caídas en valoraciones de las acciones de dichos mercados. Lo importante a destacar es que las políticas internas bien planificadas e implementadas pueden ayudar lograr la estabilidad en los mercados financieros. En particular, la gobernanza responsable por parte de los reguladores y la gestión macroeconómica a través de políticas fiscales y monetarias son necesarias para la creación del crecimiento económico y por la vigilancia y análisis de los fundamentales macroeconómicos y el sentimiento de mercado son un soporte adicional para el desarrollo y la estabilidad del mercado financiero.

El porcentaje de capitalización de las empresas nacionales con emisión de acciones en México se ha mantenido en niveles bajos; de acuerdo con lo reportado por la asociación mexicana de instituciones bursátiles (AMIB) dentro de los treinta primeros países con un veinte por ciento o más de capitalización de emisoras nacionales sobre el PIB México tiene el lugar 27 (*véase Ilustración 25 en Anexos*). En el continente de América, tiene el sexto lugar (*véase ilustración 27 en Anexos*) en el promedio de los últimos tres años, lejos del promedio de 82.6% para el mismo año. Estudios como el presente cobran relevancia en función de proporcionar herramientas al público inversionista y fomentar así la cultura de la inversión en capitales en México. De la misma forma puede formar parte del acervo de información para la formación de políticas públicas encaminadas a dotar de herramientas a PYMES para su incursión en el mercado de capitales.

### *6.2 Futuras líneas de investigación*

El análisis realizado sitúa al tema del sentimiento y su efecto en los rendimientos de las acciones una gran área de oportunidad para estudios futuros a saber: Evaluar los impactos del sentimiento en clusters más pequeños que engloben a las 145 empresas

listadas al cierre del 2020 o las listadas actuales al cierre del 2022 o 2023; observar los efectos en subdivisiones tales como alimentos, construcción seccionados por nivel de capitalización, podría aportar conocimiento sobre si el efecto es más significativo en cierto clúster en particular o cierto nivel de capitalización.

Otra área de investigar es el saber si el impacto en México es similar al de otras naciones latinoamericanas cuyo valor de capitalización sea similar al realizar segmentos o clústeres también seccionados por el nivel de capitalización; el conocer si el impacto es mayor o menor en otros países similares podría proveer de herramientas de toma de decisión a los inversionistas que buscan activos fuera de México en países latinoamericanos.

Por otro lado, evaluar el poder de predicción del modelo con base en una estimación de los variables fundamentales y de sentimiento, es decir analizar los patrones y comportamiento de dichas variables, así como las de sentimiento para así conocer a la luz de dichas estimaciones si el algoritmo KNN sigue siendo una de las opciones de mediciones no paramétricas adecuadas para un modelo de proyección. Adicional realizar mediciones con diferentes técnicas usadas para evaluar el impacto en las predicciones financieras tales como el Kernel Ridge Regression (KRR), ya que autores como (Exterkate et al., 2016) consideran que puede producir pronósticos más precisos que los métodos lineales y no lineales tradicionales para tratar con muchos predictores basados en la regresión del componente principal; siendo una línea de investigación adicional mejore predicciones financieras de índices sectoriales como el abarcado en este trabajo.

Existe un gran acervo de conocimiento que permitirá mejorar las predicciones con un menor nivel de error, métodos que se encuentran siendo investigados en diversos países del mundo que podrán aportar e incentivar a países con bajo nivel de capitalización como el caso de México. Lo anterior podría encaminar a México en una senda de crecimiento económico, mayor inversión de capitales como fuente de financiamiento para el desarrollo de empresas y personas físicas, así como difundir conocimientos sólidos y una variedad de herramientas con mayores grados de precisión que pudieran traducir en bienestar económico para el público inversionista.

## Referencias bibliográficas

### Referencias

- Ab. Rahman, A. S., Abdul-Rahman, S., & Mutalib, S. (2017). Mining textual terms for stock market prediction analysis using financial news. In *Soft Computing in Data Science: Third International Conference, SCDS 2017, Yogyakarta, Indonesia, November 27–28, 2017, Proceedings*, 3 (788) 293—305. Springer Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-10-7242-0\\_25](https://doi.org/10.1007/978-981-10-7242-0_25)
- Abugri, B. A. (2008). Empirical relationship between macroeconomic volatility and stock returns: Evidence from Latin American Markets. *International Review of Financial Analysis*, 17(2), 396–410. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2006.09.002>
- Aha, D. W., Kibler, D., & Albert, M. K. (1991). Instance-based learning algorithms. *Machine Learning*, 6, 37—66. <https://doi.org/10.1007/BF00153759>
- Ahmed, S. (2008). Aggregate economic variables and stock markets in India. *International Research Journal of Finance and Economics*, (14), 141—164.
- Akbar, M., Khan, S. A., & Khan, F. (2012). The relationship of stock prices and macroeconomic variables revisited: Evidence from Karachi stock exchange. *African Journal of Business Management*, 6(4), 1315—1322. <https://doi.org/10.5897/ajbm11.1043>
- Alpert, M., & Howard R. (1982), A progress report on the training of probability assessors, in Daniel Kahneman, Paul Slovic, and Amos Tversky, ed.: *Judgement Under Uncertainty Heuristics and Biases*, 294–305. Cambridge University Press.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589—609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Christoffersen, P. F., & Diebold, F. X. (2013). Financial risk measurement for financial risk management. In *Handbook of the Economics of Finance*, 2, 1127—1220. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-44-459406-8.00017-2>
- Anderson, O. D., Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1978). Time series analysis: Forecasting and control. *The Statistician: Journal of the Institute of Statisticians*, 27(3/4), 265. <https://doi.org/10.2307/2988198>

- Arak, M., & Mijid, N. (2006). The VIX and VXN volatility measures: ¿Fear gauges or forecasts? *Journal of Derivatives Use, Trading & Regulation*, 12, 14—27. <https://doi.org/10.1057/palgrave.dutr.1840040>
- Arce, J. I. B. (2019, julio 26). *La Matriz de Confusión y sus Métricas*. Juan Barrios; Juan Ignacio Barrios Arce. <https://www.juanbarrios.com/la-matriz-de-confusion-y-sus-metricas/>
- Arlot, S., & Celisse, A. (2010). A survey of cross-validation procedures for model selection. *Statist. Surv.* 4, 40—79. <https://doi.org/10.1214/09-SS054>.
- Asaolu, T. O., & Ogunmuyiwa, M. S. (2011). An econometric analysis of the impact of macroeconomic variables on stock market movement in Nigeria. *Asian Journal of Business Management*, 3(1), 72—78. <https://www.airitilibrary.com/Article/Detail?DocID=20418752-201102-201508130016-201508130016-72-78>
- Asmy, M., Rohilina, W., Hassama, A., & Fouad, M. (2009). Effects of macroeconomic variables on stock prices in Malaysia: An approach of error correction model. *Munich Personal RePEc Archive*. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/20970/>
- Asur, S., & Huberman, B. A. (2010). Predicting the future with social media. In 2010 *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, 1, 492—499. IEEE. <https://doi.org/10.1109/WI-IAT.2010.63>
- AMIB. (s/f). Portal AMIB. Com.mx. Recuperado el 20 de febrero de 2024, de [https://www.amib.com.mx/#/documentos/publico/PRE\\_MERCADO](https://www.amib.com.mx/#/documentos/publico/PRE_MERCADO)
- Baker, M., & Wurgler, J. (2000). The equity share in new issues and aggregate stock returns. *The Journal of Finance*, 55(5), 2219—2257. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00285>
- Baker, M., & Stein, J. C. (2004). Market liquidity as a sentiment indicator. *Journal of Financial Markets*, 7(3), 271—299. <https://doi.org/10.1016/j.finmar.2003.11.005>
- Baker, M., & Wurgler, J. (2004A). A catering theory of dividends. *The Journal of Finance*, 59(3), 1125—1165. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2004.00658.x>
- Baker, M., & Wurgler, J. (2004B). Appearing and disappearing dividends: The link to catering incentives. *Journal of Financial Economics*, 73(2), 271—288. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2003.08.001>

- Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The Journal of Finance*, 61(4), 1645—1680. En: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00885.x>
- Baker, M., & Wurgler, J. (2007). Investors Sentiment in the Stock Market. *Journal of Economic Perspectives*, 21(2), 129—151. <https://doi.org/10.1257/jep.21.2.129>
- Ball, R., & Watts, R. (1972). Some time series properties of accounting income. *The Journal of Finance*, 27(3), 663—681. <https://doi.org/10.2307/2978268>
- Ballings, M., Van den Poel, D., Hespeels, N., & Gryp, R. (2015). Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(20), 7046—7056. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.05.013>
- Barberis, N., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, 49(3), 307—343. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(98\)00027-0](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(98)00027-0)
- Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K., & Vosper, L. (1997). VaR without correlations for nonlinear portfolios. *Journal of Futures Markets*. 19(8), 583—602.
- Barone-Adesi, G., Burgoin, F. & Giannopoulos, K. (1998) Don't Look Back. *Risk*, 11, 100—104.
- Barth, M. E., Beaver, W. H., & Landsman, W. R. (2001). The relevance of the value relevance literature for financial accounting standard setting: another view. *Journal of Accounting and Economics*, 31(1-3), 77—104. [https://doi.org/10.1016/S0165-4101\(01\)00019-2](https://doi.org/10.1016/S0165-4101(01)00019-2)
- Barber, B. M., & Odean, T. (2002). Online investors: do the slow die first ? *The Review of Financial Studies*, 15(2), 455—488. <https://doi.org/10.1093/rfs/15.2.455>
- Barber, B. M., Odean, T., & Zhu, N. (2009). Systematic noise. *Journal of Financial Markets*, 12(4), 547—569. <https://doi.org/10.1016/j.finmar.2009.03.003>
- Beaver, W. H., & Ryan, S. G. (2000). Biases and lags in book value and their effects on the ability of the book-to-market ratio to predict book return on equity. *Journal of Accounting Research*, 38(1), 127—148. <https://doi.org/10.2307/2672925>
- Bem, D. J. (1972). Self-perception theory. *Advances in experimental social psychology*, 6(1), 1—62. [https://doi.org/10.1016/S0065-2601\(08\)60024-6](https://doi.org/10.1016/S0065-2601(08)60024-6)

- Bernardo, A. E., & Welch, I. (2001). On the evolution of overconfidence and entrepreneurs. *Journal of Economics & Management Strategy*, 10(3), 301—330. <https://doi.org/10.1111/j.1430-9134.2001.00301.x>
- Bergman, N. K., & Roychowdhury, S. (2008). Investor sentiment and corporate disclosure. *Journal of Accounting Research*, 46(5), 1057—1083. <https://doi.org/10.1111/j.1475-679X.2008.00305.x>
- Bhattacharya, B., & Mukherjee, J. (2006). Indian stock price movement and the macroeconomic context—A time series analysis. *Journal of International Business and Economics*, 5(1), 167—181.
- Biggs, W. D. (1978). A comparison of ranking and relational grading procedures in a general management simulation. *Simulation & Games*, 9(2), 185—200. <https://doi.org/10.1177%2F104687817800900204>
- Bjerksund, P., & Stensland, G. (2014). Closed form spread option valuation. *Quantitative Finance*, 14(10), 1785—1794. <https://doi.org/10.1080/14697688.2011.617775>
- Black, F., & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81(3), 637—654.
- Bodie, Z. (1976). Common stocks as a hedge against inflation. *The Journal of Finance*, 31(2), 459—470. <https://doi.org/10.2307/2326617>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307—327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of computational science*, 2(1), 1—8. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2010.12.007>
- Boudoukh, J., Richardson, M., & Whitelaw, R. (1998). The best of both worlds: A hybrid approach to calculating value at risk. *SSRN Electronic Journal*, 11(5), 64—67. <https://doi.org/10.2139/ssrn.51420>
- Brandsma, T., & Buishand, T. A. (1998). Simulation of extreme precipitation in the Rhine basin by nearest-neighbour resampling. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2(2/3), 195—209. <https://doi.org/10.5194/hess-2-195-1998>
- Brenner, M., & Galai, D. (1989). New financial instruments for hedge changes in volatility. *Financial Analysts Journal*, 45(4), 61—65. <https://doi.org/10.2469/faj.v45.n4.61>

- Breeden, D. T. (2005). An intertemporal asset pricing model with stochastic consumption and investment opportunities. *Theory of valuation*, 1, 53—96  
<https://doi.org/10.1142/5860>
- Brown, S. J., Goetzmann, W. N., Hiraki, T., Shirishi, N., & Watanabe, M. (2003). Investor sentiment in Japanese and US daily mutual fund flows. *National Bureau of Economic Research* 9470. <https://doi.org/10.3386/w9470>
- Brown, G. W., & Cliff, M. T. (2004). Investor sentiment and the near-term stock market. *Journal of Empirical Finance*, 11(1), 1—27.  
<https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2002.12.001>
- Brown, G. W., & Cliff, M. T. (2005). Investor sentiment and asset valuation. *The Journal of Business*, 78(2), 405—440. <https://doi.org/10.1086/427633>
- Bujari, A., Furini, M., & Laina, N. (2017). On using cashtags to predict companies stock trends. 2017 14th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC).
- Cahan, S. F., Chen, C., Chen, L., & Nguyen, N. H. (2015). Corporate social responsibility and media coverage. *Journal of Banking & Finance*, 59, 409—422.  
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.07.004>
- Cao, M., & Wei, J. (2005). An expanded study on the stock market temperature anomaly. *Research in Finance*, 22, 73—112. [https://doi.org/10.1016/S0196-3821\(05\)22003-8](https://doi.org/10.1016/S0196-3821(05)22003-8)
- Caelen, O. (2017). A Bayesian interpretation of the confusion matrix. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 81(3-4), 429—450.  
<https://doi.org/10.1007/s10472-017-9564-8>
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247—1250. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>, 2014.
- Chan, K. C., Chen, N. F., & Hsieh, D. A. (1985). An exploratory investigation of the firm size effect. *Journal of Financial Economics*, 14(3), 451—471.  
[https://doi.org/10.1016/0304-405x\(85\)90008-x](https://doi.org/10.1016/0304-405x(85)90008-x)

- Chan, K. C. (1988). On the contrarian investment strategy. *The Journal of Business*, 61(2), 147—163. <https://www.jstor.org/stable/2352897>
- Chan, L. K., Karceski, J., & Lakonishok, J. (1998). The risk and return from factors. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 33(2), 159—188. <https://doi.org/10.2307/2331306>
- Chatfield, C. (1988). Apples, oranges and mean square error. *International Journal of Forecasting*, 4(4), 515—518. [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(88\)90127-6](https://doi.org/10.1016/0169-2070(88)90127-6)
- Chen, N. F., Roll, R., & Ross, S. A. (1986). Economic forces and the stock market. *The Journal of business*, 59(3), 383—403. <https://doi.org/10.1086/296344>
- Chen, N. F. (1991). Financial investment opportunities and the macroeconomy. *The Journal of Finance*, 46(2), 529—554. <https://doi.org/10.2307/2328835>
- Chen, T. L., & Chen, F. Y. (2016). An intelligent pattern recognition model for supporting investment decisions in stock market. *Information Sciences*, 346-347, 261—274. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.01.079>
- Chung, K. H., & Pruitt, S. W. (1994). A simple approximation of Tobin's q. *Financial Management*, 23(3), 70—74. <https://www.jstor.org/stable/3665623>
- Conrad, J., & Kaul, G. (1988). Time-variation in expected returns. *The Journal of Business*, 61(4), 409—425. <https://doi.org/10.1086/296441>
- Conrad, J., Cornell, B., & Landsman, W. R. (2002). When is bad news really bad news? *The Journal of Finance*, 57(6), 2507—2532. <https://doi.org/10.1111/1540-6261.00504>
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20, 273—297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Cover, T., & Hart, P. (1967). Nearest neighbor pattern classification. *IEEE transactions on information Theory*, 13(1), 21—27. <https://doi.org/10.1109/TIT.1967.1053964>
- Cox J. C.; Ross S., & Rubinstein M, (1985). Option pricing: A simplified approach, *Journal of Financial Economics*, 7(3), 229—263. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(79\)90015-1](https://doi.org/10.1016/0304-405X(79)90015-1)
- Cutler, D. M., Poterba, J. M., & Summers, L. H. (1988). What moves stock prices?. *The Journal of Portfolio Management*, Spring 1989, 15(3) 4—12. <https://doi.org/10.3905/jpm.1989.409212>

- D'avolio, G. (2002). The market for borrowing stock. *Journal of Financial Economics*, 66(2-3), 271—306. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(02\)00206-4](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(02)00206-4)
- Damasio A. (2010). *Y el cerebro creó al hombre*. Barcelona: Ediciones Destino S.A
- Damodaran, A. (2014). *Investment valuation: tools and methods for valuing any assets* (3a ed.) WILEY FINANCE, 1316 p.
- Daniel, K., Hirshleifer, D., & Subrahmanyam, A. (1998). Investor psychology and security market under-and overreactions. *The Journal of Finance*, 53(6), 1839—1885. <http://www.jstor.org/stable/117455>
- Davis, G. A., & Nihan, N. L. (1991). Nonparametric regression and short-term freeway traffic forecasting. *Journal of Transportation Engineering*, 117(2), 178—188. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-947X\(1991\)117:2\(17](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-947X(1991)117:2(17)
- Davies, R. B., Martin, J., Parenti, M., & Toubal, F. (2018). Knocking on tax haven's door: Multinational firms and transfer pricing. *Review of Economics and Statistics*, 100(1), 120—134.
- David, A. (1997). Fluctuating confidence in stock markets: Implications for returns and volatility. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 32(4), 427—462. <https://doi.org/10.2307/2331232>
- De Bondt, W. & Thaler, R. (1985). Does the stock market overreact? *The Journal of Finance*, 40, 793—807. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05004.x>
- De Bondt, W. F., & Thaler, R. H. (1987). Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality. *The Journal of Finance*, 42(3), 557—581. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1987.tb04569.x>
- De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H., & Waldmann, R. J. (1990). Noise trader risk in financial markets. *Journal of Political Economy*, 98(4), 703—738. <https://doi.org/10.1086/261703>
- De Long, J. B., & Shleifer, A. (1991). The stock market bubble of 1929: Evidence from closed-end mutual funds. *Journal of Economic History*, 51(3) 675—700. <https://www.jstor.org/stable/2122941>
- De Bondt, W. F., & Thaler, R. H. (1995). Financial decision-making in markets and firms: A behavioral perspective. *Handbooks in operations research and management science*, 9, 385—410. [https://doi.org/10.1016/S0927-0507\(05\)80057-X](https://doi.org/10.1016/S0927-0507(05)80057-X)

- Demirel, U. (2019). Hisse senedi fiyatlarının makine öğrenmesi yöntemleri ve derin öğrenme algoritmaları ile tahmini Gümüşhane Üniversitesi.
- Devroye, L. (1981A). On the asymptotic probability of error in nonparametric discrimination. *The Annals of Statistics*, 9(6),1320—1327. <http://www.jstor.org/stable/2240421>
- Devroye, L. (1981B). On the inequality of Cover and Hart in nearest neighbor discrimination. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 3(1), 75—78. <https://doi.org/10.1109/tpami.1981.4767052>
- Devroye, L., Györfi, L., Krzyżak, A., & Lugosi, G. (1994). On the strong universal consistency of nearest neighbor regression function estimates. *The Annals of Statistics*, 22(3), 1371—1385. <http://www.jstor.org/stable/2242230>
- Dias, A. (2013). Market capitalization and Value-at-Risk. *Journal of Banking & Finance*, 37(12), 5248—5260. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.04.015>
- Doms, M. E., & Morin, N. J. (2004). Consumer sentiment, the economy, and the news media. *FRB of San Francisco Working Paper*, (09). <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.602763>
- Downie, M. L., Adair, A., McGreal, S., & Vos, G. (2013). The context of valuation practice in Europe. *European Valuation Practice, Theory and Techniques*, 1, 1—11. <https://doi.org/10.4324/9780203475522>
- Durgesh, K. S., & Lekha, B. (2010). Data classification using support vector machine. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 12(1), 1—7.
- Edmans, A., Garcia, D., & Norli, Ø. (2007). Sports sentiment and stock returns. *The Journal of Finance*, 62(4), 1967—1998. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2007.01262.x>
- Engle R. & Rangel J., (2005), The Spline GARCH Model for Unconditional Volatility and its Global Macroeconomic Causes, *Working Papers, Czech National Bank*. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:cnb:wpaper:2005/13>.
- Evans, G. W., Honkapohja, S., & Marimon, R. (2001). Convergence in monetary inflation models with heterogeneous learning rules. *Macroeconomic Dynamics*, 5(1),1—31. <https://doi.org/10.1017/S1365100501018016>

- Exterkate, P., Groenen, P. J., Heij, C., & van Dijk, D. (2016). Nonlinear forecasting with many predictors using kernel ridge regression. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 736—753.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work, *The Journal of Finance*, 25(2), 383—417. <https://doi.org/10.7208/9780226426983-007>
- Fama, E. F. (1981). Stock returns, real activity, inflation, and money. *The American Economic Review*, 71(4), 545—565. <http://www.jstor.org/stable/1806180>
- Fama, E. F., & French, K. R. (1988). Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of political Economy*, 96(2), 246—273. <https://www.journals.uchicago.edu/doi/pdf/10.1086/261535>
- Fama, E. F. (1990). Stock returns, expected returns, and real activity. *The Journal of finance*, 45(4), 1089—1108. <https://doi.org/10.2307/2328716>
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, 33(1), 3—56.
- Fama, E. F. (1995). Random walks in stock market prices. *Financial Analysts Journal*, 51(1), 75—80. <https://doi.org/10.2469/faj.v51.n1.1861>
- Fama, E. F. (1998). Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics*, 49(3), 283—306. Fama, Eugene F., Market Efficiency, Long-Term Returns, and Behavioral Finance (February 1997). <https://ssrn.com/abstract=15108> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.15108>
- Fama, E. F., & French, K. R. (2001). Disappearing dividends: changing firm characteristics or lower propensity to pay?. *Journal of Financial economics*, 60(1), 3—43. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(01\)00038-1](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(01)00038-1)
- Ferson, W. E., & Harvey, C. R. (1991). The variation of economic risk premiums. *Journal of political economy*, 99(2), 385—415. <http://www.jstor.org/stable/2937686>
- Fernandez-Rodriguez, F., Sosvilla-Rivero, S., & Andrada-Felix, J. (1999). Exchange-rate forecasts with simultaneous nearest-neighbour methods: evidence from the EMS. *International Journal of Forecasting*, 15(4), 383—392. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(99\)00003-5](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(99)00003-5)

- Fernández-Benítez, M. H., Rodríguez-García, M. D. P., & Cortez-Alejandro, K. A. (2016). Desempeño financiero de las empresas mexicanas después de una oferta pública de acciones. *Vinculatégica*, 2(1), 314—340
- Fisher, K. L., & Statman, M. (2003). Consumer confidence and stock returns. *The Journal of Portfolio Management*, 30(1), 115—127.  
<https://doi.org/10.3905/jpm.2003.319925>
- Fix, E., Hodges, J.L. (1951) Discriminatory analysis, nonparametric discrimination: Consistency properties. Technical Report 4, *USAF School of Aviation Medicine*, Randolph Field, Texas. <https://doi.org/10.2307/1403797>
- Fleming, J., Ostdiek, B. & Whaley, R. E. (1995). Predicting stock market volatility: a new measure, *The Journal of Futures Markets*, 15(3), 265—302.  
<https://doi.org/10.1002/fut.3990150303>
- Frazzini, A., & Lamont, O. A. (2008). Dumb money: Mutual fund flows and the cross-section of stock returns. *Journal of Financial Economics*, 88(2), 299—322.  
<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.07.001>
- Frieder, L., & Subrahmanyam, A. (2004). Nonsecular regularities in returns and volume. *Financial Analysts Journal*, 60(4), 29—34.
- Gan, C., Lee, M., Yong, H. H. A., & Zhang, J. (2006). Macroeconomic variables and stock market interactions: New Zealand evidence. *Investment Management and Financial Innovations*, 3(4), 89—101.  
<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:154806264>
- Gay, R. D. (2016). Effect of macroeconomic variables on stock market returns for four emerging economies: Brazil, Russia, India, and China. *International Business & Economics Research Journal (IBER)*, 15(3), 119—126.  
<https://doi.org/10.19030/iber.v15i3.9676>
- Gangopadhyay, S., Clark, M., & Rajagopalan, B. (2005). Statistical downscaling using K-nearest neighbors. *Water Resources Research*, 41(2), 0043—1397  
<https://doi.org/10.1029/2004WR003444>
- Gastineau, G. L. (1977). An index of listed option premiums. *Financial Analysts Journal*, 33(3), 70—75. <https://doi.org/10.2469/faj.v33.n3.70>

- Geske, R., & Roll, R. (1983). The fiscal and monetary linkage between stock returns and inflation. *The Journal of Finance*, 38(1), 1—33. <https://doi.org/10.2307/2327635>
- Goosen, K. R., Jensen, R., & Wells, R. A. (1999, March). Purpose and learning benefits of business simulations: A design and development perspective. In *Developments in Business Simulation and Experiential Learning: Proceedings of the Annual ABSEL conference* (Vol. 26). <http://dx.doi.org/10.1177/104687810103200104>
- Goldfarb, B., & Kirsch, D. A. (2019). *Bubbles and crashes: The boom and bust of technological innovation*. Stanford University Press.
- Greenwood, R., & Nagel, S. (2009). Inexperienced investors and bubbles. *Journal of Financial Economics*, 93(2), 239—258. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2008.08.004>
- Gupta, R., Garg, N., & Singh, S. (2013). Stock market prediction accuracy analysis using kappa measure. In *2013 International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, 635—639. <https://doi.org/10.1109/CSNT.2013.136>
- Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2022). *Data mining: concepts and techniques*. Morgan kaufmann.
- Hahn, T. W., Reyes, M. G. (2004). On the Estimation of stock-market reaction to corporate layoff announcements. *Review of Financial Economics*, 13, 357—370. <https://doi.org/10.1016/j.rfe.2003.12.004>
- Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica Journal of the Econometric Society*, 57(2), 357—384. <https://doi.org/10.2307/1912559>
- Hardy, C. O. (1939). Odd-Lot Trading on the New York Stock Exchange. *Brooking Institution*, Washington.
- Herrera, M. J., & Lockwood, L. J. (1994). The size effect in the Mexican stock market. *Journal of Banking & Finance*, 18(4), 621—632. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(93\)00010-M](https://doi.org/10.1016/0378-4266(93)00010-M)
- Hernández-Sampieri, R., Fernández-Collado, C., & Baptista-Lucio, P. (2006). Analisis de los datos cuantitativos. *Metodología de la investigación*, 6, 270—335.
- Hirshleifer, D., Subrahmanyam, A., & Titman, S. (1994). Security analysis and trading patterns when some investors receive information before others. *The Journal*

- of Finance*, 49(5), 1665—1698. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1994.tb04777.x>
- Hirshleifer, D., & Shumway, T. (2003). Good day sunshine: Stock returns and the weather. *The Journal of Finance*, 58(3), 1009—1032. <https://doi.org/10.1111/1540-6261.00556>
- Hong, H., & Stein, J. C. (1999). A unified theory of underreaction, momentum trading, and overreaction in asset markets. *The Journal of Finance*, 54(6), 2143—2184. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00184>
- Howells, K., & Ertugan, A. (2017). Applying fuzzy logic for sentiment analysis of social media network data in marketing. *Procedia Computer Science*, 120, 664—670. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.293>
- Huerta O. A. (2018). El sentido de pertenencia y la identidad como determinante de la conducta, una perspectiva desde el pensamiento complejo. *IE Revista de investigación educativa de la REDIECH*, 9(16), 83—97. [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S2448-85502018000100083&script=sci\\_arttext](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S2448-85502018000100083&script=sci_arttext)
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018) Forecasting: principles and practice, 2nd edition, OTexts: Melbourne, Australia. <https://otexts.com/fpp2/>
- Imandoust, S. B., & Bolandraftar, M. (2013). Application of k-nearest neighbor (knn) approach for predicting economic events: Theoretical background. *International Journal of Engineering Research and Applications*, 3(5), 605—610. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:15532755>
- Inthachot, M., Boonjing, V., & Intakosum, S. (2016). Artificial neural network and genetic algorithm hybrid intelligence for predicting Thai stock price index trend. *Computational intelligence and neuroscience*, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/3045254>
- Jacob, M., & Schütt, H. H. (2020). Firm valuation and the uncertainty of future tax avoidance. *European Accounting Review*, 29(3), 409—435.
- Jaffe, A. J., & Lusht, K. M. (1985). The concept of market value: its origin and development. *Institute for Real Estate Studies College of Business Administration The Pennsylvania State University*

- Jiang, F., Lee, J., Martin, X., & Zhou, G. (2019). Manager sentiment and stock returns. *Journal of Financial Economics*, 132(1), 126—149.  
<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2018.10.001>
- Kandel, S., & Stambaugh, R. F. (1996). On the predictability of stock returns: an asset-allocation perspective. *The Journal of Finance*, 51(2), 385—424.
- Kamstra, M. J., Kramer, L. A., & Levi, M. D. (2000). Losing sleep at the market: The daylight saving anomaly. *American Economic Review*, 90(4), 1005—1011.
- Kamstra, M. J., Kramer, L. A., & Levi, M. D. (2003). Winter blues: A SAD stock market cycle. *American Economic Review*, 93(1), 324—343.  
<https://doi.org/10.1257/000282803321455322>
- Keys, J. B., & Biggs, W. D. (1990). A review of business games. *Guide to business gaming and experiential learning*, 48—73. East Brunswick, Nueva Jersey  
<https://journals.tdl.org/absel/index.php/absel/article/view/670/639>
- Khan, A. (2016). Predicting Trend in Stock Market Exchange Using Machine Learning Classifiers. *Sci. Int*, 28, 1363—1367.
- Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I. D., & Pintelas, P. E. (2006). Machine learning: a review of classification and combining techniques. *Artificial Intelligence Review*, 26(3), 159—190.
- Kruschwitz, L., & Löffler, A. (2006). *Discounted cash flow: a theory of the valuation of firms*. John Wiley & Sons.
- Hiransha, M., Gopalakrishnan, E. A., Menon, V. K., & Soman, K (2018). ScienceDirect NSE Stock Market Prediction Using Deep-Learning Models. *Procedia Computer Science*, 132, 1351—1362.  
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.050>
- Kyle, A. S., & Wang, F. A. (1997). Speculation duopoly with agreement to disagree: Can overconfidence survive the market test?. *The Journal of Finance*, 52(5), 2073—2090. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb02751.x>
- Lakonishok, J., Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1994). Contrarian investment, extrapolation, and risk. *The Journal of Finance*, 49(5), 1541—1578.  
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1994.tb04772.x>

- Lamont, O. A. (2001). Economic tracking portfolios. *Journal of Econometrics*, Elsevier, 105(1), 161—184.  
<https://ideas.repec.org/a/eee/econom/v105y2001i1p161-184.html>
- Lang, L. H., Stulz, R., & Walkling, R. A. (1989). Managerial performance, Tobin's Q, and the gains from successful tender offers. *Journal of financial Economics*, 24(1), 137—154. <https://ssrn.com/abstract=918043>
- Lee, W. Y., Jiang, C. X., Indro, D. C. (2002). Stock Market Volatility, Excess Returns, and the Role of Investor Sentiment. *The Journal of Banking & Finance*, 26, 2277—2299. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(01\)00202-3](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00202-3)
- Lemmon, M., & Portniaguina, E. (2006). Consumer confidence and asset prices: Some empirical evidence. *The Review of Financial Studies*, 19(4), 1499—1529.  
<https://doi.org/10.1093/rfs/hhj038>
- Lev, B. (2000). *Intangibles: Management, measurement, and reporting*. Brookings institution press. <https://www.jstor.org/stable/10.7864/j.ctvcj2rf2>
- Li, H., Sun, J., & Sun, B. L. (2009). Financial distress prediction based on OR-CBR in the principle of k-nearest neighbors. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 643—659. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2007.09.038>
- Lin, A., Shang, P., Feng, G., & Zhong, B. (2012). Application of empirical mode decomposition combined with k-nearest neighbors approach in financial time series forecasting. *Fluctuation and Noise Letters*, 11(02).  
<http://dx.doi.org/10.1142/S0219477512500186>
- Little, I. M. (1962). Higgledy piggledy growth. *Bulletin of the Oxford University Institute of Economics & Statistics*, 24(4), 387—412.
- Liston, D. P., & Huerta, D. (2012). Does investor sentiment affect Mexican stock market returns and volatility. *The Global Journal of Finance and Economics*, 9(2), 121—132.
- Ljungqvist, A., Nanda, V., & Singh, R. (2006). Hot markets, investor sentiment, and IPO pricing. *The Journal of Business*, 79(4), 1667—1702.  
<https://doi.org/10.1086/503644>

- Loughran, T., & Ritter, J. R. (2002). Why don't issuers get upset about leaving money on the table in IPOs? *The Review of Financial Studies*, 15(2), 413—444.  
<https://doi.org/10.1093/rfs/15.2.413>
- Malkiel, B. G. (1977). The valuation of closed-end investment-company shares. *The Journal of Finance*, 32(3), 847—859.  
<https://ideas.repec.org/a/bla/jfinan/v32y1977i3p847-59.html>
- Marqu ez G. A. (2017). Valoraci n de empresas. El m todo del descuento de flujos de caja. *Registro de Expertos Contables del Consejo General de Economistas de Espa a y del Instituto de Censores Jurados de cuentas de Espa a, Madrid*.
- Maysami, R. C., & Koh, T. S. (2000). A vector error correction model of the Singapore stock market. *International Review of Economics & Finance*, 9(1), 79—96.  
[https://doi.org/10.1016/S1059-0560\(99\)00042-8](https://doi.org/10.1016/S1059-0560(99)00042-8)
- Maysami, R. C., Howe, L. C., & Hamzah, M. A. (2004). Relationship between macroeconomic variables and stock market indices: Cointegration evidence from stock exchange of Singapore's All-S sector indices. *Jurnal pengurusan*, 24(1), 47—77. <https://core.ac.uk/reader/11490872>
- Meade, N. (2002). A comparison of the accuracy of short term foreign exchange forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 18(1), 67—83.  
[https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(01\)00111-X](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(01)00111-X)
- Merton, R. C. (1973). An intertemporal capital asset pricing model. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 41(5), 867—887. <https://doi.org/10.2307/1913811>
- Mian, G. M., & Sankaraguruswamy, S. (2012). Investor sentiment and stock market response to earnings news. *The Accounting Review*, 87(4), 1357—1384.  
<https://doi.org/10.2308/accr-50158>
- Miller, M. H., & Modigliani, F. (1966). Some estimates of the cost of capital to the electric utility industry, 1954-57. *The American Economic Review*, 56(3), 333—391.  
En: <https://www.jstor.org/stable/1823774>
- Miller, E. M. (1977). Risk, uncertainty, and divergence of opinion. *The Journal of Finance*, 32(4), 1151—1168. <https://doi.org/10.2307/2326520>

- Mookerjee, R., & Yu, Q. (1997). Macroeconomic variables and stock prices in a small open economy: The case of Singapore. *Pacific-Basin Finance Journal*, 5(3), 377—388. [https://doi.org/10.1016/S0927-538X\(96\)00029-7](https://doi.org/10.1016/S0927-538X(96)00029-7)
- Mukherjee, T. K., & Naka, A. (1995). Dynamic relations between macroeconomic variables and the Japanese stock market: an application of a vector error correction model. *Journal of Financial Research*, 18(2), 223—237. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1475-6803.1995.tb00563.x>
- Munguia Salazar A, & Torres López L.E (2016). *Contraste entre modelos de redes neuronales artificiales GLM y GARCH en el pronóstico y análisis del tipo de cambio mexicano: 2000-2014*. [Tesis de Licenciatura, Universidad Autónoma del Estado de México Facultad de Economía] Repositorio Institucional. Universidad Autónoma del Estado de México Facultad de Economía
- Muth, J. F. (1961). Rational expectations and the theory of price movements. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 29(3), 315—335. <https://www.jstor.org/stable/1909635>
- Nair, B. B., & Mohandas, V. P. (2015). Artificial intelligence applications in financial forecasting—a survey and some empirical results. *Intelligent Decision Technologies*, 9(2), 99—140. <http://dx.doi.org/10.3233/IDT-140211>
- Neal, R., & Wheatley, S. M. (1998). Do measures of investor sentiment predict returns?. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 33(4), 523—547. <https://doi.org/10.2307/2331130>
- Nti, I. K., Adekoya, A. F., & Weyori, B. A. (2020). A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions. *Artificial Intelligence Review*, 53(4), 3007—3057. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09754-z>
- Odean, T. (1998). Volume, volatility, price, and profit when all traders are above average. *The Journal of Finance*, 53(6), 1887—1934. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00078>
- Odean, T. (1999). Do investors trade too much?. *American economic review*, 89(5), 1279—1298. <https://doi.org/10.1257/aer.89.5.1279>
- Ohlson, J. A. (1995). Earnings, book values, and dividends in equity valuation. *Contemporary Accounting Research*, 11(2), 661—687. <https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.1995.tb00461.x>

- Ou, J. A. J. (1984). The information content of non-earnings accounting numbers as earnings predictors. University of California, Berkeley.  
<https://doi.org/10.2307/2491220>
- ÖZELLİ T. , (2021) The financial and conceptual foundations of intangible asset manager capitalism. *Journal of Ekonomi*, 3(1), 29—100.  
<https://dergipark.org.tr/en/pub/ekonomi/issue/53787/862602>
- Pal, K., & Mittal, R. (2011). Impact of macroeconomic indicators on Indian capital markets. *The Journal of Risk Finance* 12(2), 84—97.  
<https://doi.org/10.1108/15265941111112811>
- Pearce, D. K., & Roley, V. V. (1983). The reaction of stock prices to unanticipated changes in money: A note. *The Journal of Finance*, 38(4), 1323—1333.  
<https://ideas.repec.org/a/bla/jfinan/v38y1983i4p1323-33.html>
- Penman, S. H. (1992). Return to fundamentals. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 7(4), 465—483. <https://doi.org/10.1177/0148558X9200700403>
- Pethe, A., & Karnik, A. (2000). Do Indian stock markets matter? Stock market indices and macro-economic variables. *Economic and political weekly*, 35(5),349—356.  
<https://www.jstor.org/stable/4408881>
- Pontiff, J. (1996). Costly arbitrage: Evidence from closed-end funds. *The Quarterly Journal of Economics*, 111(4), 1135—1151 <https://doi.org/10.2307/2946710>
- Qiu, L., & Welch, I. (2004). Investor sentiment measures. *National Bureau of Economic Research*, 10794. En: <https://doi.org/10.3386/w10794>
- Rahman, A.A., Mohd Sidek, N.Z., Tafri, F.H. 2009. Macroeconomic Determinants of Malaysian Stock Market. *African Journal of Business Management*, 3(3), 95—106.
- Ramanna, K., & Watts, R. L. (2012). Evidence on the use of unverifiable estimates in required goodwill impairment. *Review of Accounting Studies*, 17(4), 749—780.  
<https://doi.org/10.1007/s11142-012-9188-5>
- Ratanapakorn, O., & Sharma, S. C. (2007). Dynamic analysis between the US stock returns and the macroeconomic variables. *Applied Financial Economics*, 17(5), 369—377. <https://doi.org/10.1080/09603100600638944>

- Ratcliff, R. U. (1965). *Modern real estate valuation: theory and application*. Democrat Press.
- Ritter, J. R. (2003). Investment banking and securities issuance. In *Handbook of the Economics of Finance*, 1(A), 255—306. [https://doi.org/10.1016/S1574-0102\(03\)01009-4](https://doi.org/10.1016/S1574-0102(03)01009-4)
- Ray, P., Vani, V. 2003. What moves Indian Stock Market: A study on a linkage with Real Economy in the post reform era. Working Paper National Institute of Management, Kolkata. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:55773304>
- Rodríguez, M. P., Treviño, E., & Cortez Alejandro, K. A. (2008). Factores determinantes en las OPI (Determining Factors in Initial Public Offers). *Innovaciones de negocios*, 5(9), 119—130. <https://doi.org/10.29105/rinn5.9-8>
- Roden, P. F., Lizola-Margolis, P., & Salgado, P. M. (2012). Contagion between the bolsa mexicana de valores and NYSE during the credit crunch-financial panic of 2008. *Journal of International Business Research*, 11(1), 59. <https://www.proquest.com/openview/005ac908b65b2fc3d0145dcdf50a517f/1?pq-origsite=gscholar&cbl=38747>
- Ross, S. A., (1976), “The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing,” *Journal of Economic Theory*, 13, 341360. [https://doi.org/10.1016/0022-0531\(76\)90046-6](https://doi.org/10.1016/0022-0531(76)90046-6)
- Rubio, J. G., & Marrero, S. M. (2004). Predicción de Volatilidad en el Mercado Español: El Índice de Volatilidad VIX. *Departamento de Economía Financiera y Contabilidad*. Universidad de la Laguna.
- Saunders, E. M. (1993). Stock prices and Wall Street weather. *The American Economic Review*, 83(5), 1337—1345. <https://www.jstor.org/stable/2117565>
- Sauaia, A. C. A., & Castro, F. H. F. (2002). Is Tobin's Q a Good Indicator of a Company's Performance? In *Developments in Business Simulation and Experiential Learning: Proceedings of the Annual ABSEL conference* (Vol. 29). <https://absel-ojs-ttu.tdl.org/absel/index.php/absel/article/view/789>
- Securities, U. S., & Exchange Commission. (1988). The October 1987 market break. A report by the Division of Market Regulation.
- Schwert, G. W. (1989). Why does stock market volatility change over time? *The Journal of Finance*, 44(5), 1115—1153.

- Scheinkman, J. A., & Xiong, W. (2003). Overconfidence and speculative bubbles. *Journal of Political Economy*, 111(6), 1183—1220. <https://doi.org/10.1086/378531>
- Schmidlin, N. (2014). *The art of company valuation and financial statement analysis: a value investor's guide with real-life case studies*. John Wiley & Sons.
- Seyhun, H. N. (1988). The information content of aggregate insider trading. *Journal of Business* 61(1), 1—24. <https://www.jstor.org/stable/2352977>
- Sharpe, W. F. (1977). The capital asset pricing model: a “multi-beta” interpretation. *In Financial Decision Making Under Uncertainty*, ,127—135. Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-445850-5.50011-8>
- Shanken, J., & Weinstein, M. I. (1990). *Macroeconomic variables and asset pricing: Estimation and tests*. Simon School of Business Administration, University of Rochester 91(05). <http://hdl.handle.net/1802/4774>
- Sharpe, W. F. (1990). *Investments*. Prentice Hall, 1990.
- Shefrin, H. (1999). Irrational exuberance and option smiles. *Financial Analysts Journal*, 55(6), 91—103. <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n6.2316>
- Shefrin, H. (2006). The role of behavioral finance in risk management. *In Risk Management* (pp. 653—676). Academic Press.
- Shiller, R. J. (2000). 2000: Irrational exuberance. *Princeton, NJ*, Princeton University Press.
- Shleifer, A., & Summers, L. H. (1990). The noise trader approach to finance. *Journal of Economic perspectives*, 4(2), 19—33. <https://doi.org/10.1257/jep.4.2.19>
- Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1997). The limits of arbitrage. *The Journal of Finance*, 52(1), 35—55. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03807.x>
- Simon, H.A. (1955). A Behavioral Model of Rational Choice. *Quarterly Journal of Economics* ,69 (1), 99—118. <https://doi.org/10.2307/1884852>
- Simon, H. A. (1959). Theories of decision-making in economics and behavioral science. *The American Economic Review*, 49(3), 253—283. En: <https://www.jstor.org/stable/1809901>
- Smith, A. (1756). Teoría de los sentimientos morales
- Tan, T. Z., Quek, C., & Ng, G. S. (2007). Biological brain-inspired genetic complementary learning for stock market and bank failure prediction. *Computational*

- Intelligence*, 23(2), 236—261. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8640.2007.00303.x>
- Tekin, S. (2013). Destek vektör makineleri yöntemi ile İMKB 100 endeksi hareket yönü tahmini. <http://dx.doi.org/10.11616/AbantSbe.311>
- Tobin, J., & Brainard, W. C. (1971). Financial intermediaries and the effectiveness of monetary controls in: J. Tobin, ed. *Essays in Economics*, 1, 283—321.
- Turkoglu, I., & Kaymaz, E. D. (2009). A hybrid method based on artificial immune system and k-NN algorithm for better prediction of protein cellular localization sites. *Applied Soft Computing*, 9(2), 497—502. <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2008.07.003>
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1989). Rational choice and the framing of decisions. In *Multiple criteria decision making and risk analysis using microcomputers*, 81—126. Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-74919-3\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-642-74919-3_4)
- Upadhyay, A., & Bandyopadhyay, G. (2012). Forecasting Stock Performance in Indian Market using Multinomial Logistic Regression. *J. Bus. Stud. Q*, 3, 16—39. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:167605944>
- Varian, H. R. (1989). Differences of opinion in financial markets. In *financial Risk: Theory, Evidence and implications*, 3—37. Springer, Dordrecht. [https://doi.org/10.1007/978-94-009-2665-3\\_1](https://doi.org/10.1007/978-94-009-2665-3_1)
- Vinod, H. D. (2022). Material Facts Obscured in Hansen's Modern Gauss-Markov Theorem. *arXiv preprint arXiv:2205.01238*.
- Visuomeneje S.S (2014). Studies in Modern Society
- Walras, L. (1896). *Éléments d'économie politique pure, ou, Théorie de la richesse sociale*. F. Rouge.
- Warther, V. A. (1995). Aggregate mutual fund flows and security returns. *Journal of financial economics*, 39(2-3), 209—235.
- Whaley, R. E. (2009). Understanding the VIX. *The Journal of Portfolio Management*, 35(3), 98—105. <https://doi.org/10.3905/JPM.2009.35.3.098>

- Wiesenberger (1946), A. Investment Companies Services. New York, NY: *Warren, Gorham, and Lamont* (1943—1991)
- Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate research*, 30(1), 79—82.  
<https://www.jstor.org/stable/24869236>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An introduction to statistical learning: With applications in R (1a ed.). Springer
- Wolfe, J., & Sauaia, A. C. A. (2003). The Tobin q as a company performance indicator. In *Developments in Business Simulation and Experiential Learning: Proceedings of the Annual ABSEL conference*, 30. <https://absel-ojs-ttu.tdl.org/absel/article/view/715/684>
- Wurgler, J., & Zhuravskaya, E. (2002). Does arbitrage flatten demand curves for stocks? *The Journal of Business*, 75(4), 583—608. <https://doi.org/10.1086/341636>

## Anexos

### Ilustración 25 Resultados de la evaluación del desempeño de ambos modelos sobre el enfoque del error cuadrático medio (RSME)

RESULTADOS EN: RSME

INDICE	Importancia en base al % de	Fund (a)		Sent (b)		Fund+Sent (c: a+b)		Tendencia	
		KNN	LSO	KNN	LSO	KNN	LSO	KNN	LSO
IPC	84.36%	<b>0.0452</b>	0.0468	<b>0.0359</b>	0.0366	<b>0.0382</b>	0.0384	✓	×
IPC Analysis SE002 Materials	12.12%	<b>0.0619</b>	0.0644	<b>0.0547</b>	0.0562	<b>0.0555</b>	0.0564	✓	×
IPC Analysis SE003 Industrial	11.07%	0.0508	<b>0.0491</b>	<b>0.0442</b>	0.0451	0.0453	<b>0.0438</b>	✓	×
IPC Analysis SE004 Bienes de consumo no básico	5.95%	0.0488	<b>0.0486</b>	0.0473	<b>0.0456</b>	0.0435	<b>0.0435</b>	×	✓
IPC Analysis SE005 Consumo Frecuente	42.04%	0.0392	<b>0.0377</b>	<b>0.0328</b>	0.0329	0.0354	<b>0.0353</b>	✓	×
IPC Analysis SE006 SALUD	0.16%	0.0477	<b>0.0465</b>	<b>0.0471</b>	0.0487	<b>0.0487</b>	0.0488	✓	×
IPC Analysis SE007 Servicios financieros	11.77%	0.0630	<b>0.0594</b>	0.0549	<b>0.0489</b>	0.0554	<b>0.0502</b>	×	✓
IPC Analysis SE009 Telecomunicaciones	16.89%	0.0466	<b>0.0430</b>	0.0419	<b>0.0393</b>	0.0423	<b>0.0402</b>	×	✓
IPC Analysis Small CAP	5%	0.0567	<b>0.0557</b>	0.0518	<b>0.0491</b>	0.0525	<b>0.0498</b>	×	✓
IPC Analysis Medium CAP	20%	0.0562	<b>0.0511</b>	0.0453	<b>0.0391</b>	0.0461	<b>0.0384</b>	×	✓
IPC Analysis Large CAP	75%	<b>0.0433</b>	0.0439	<b>0.0347</b>	0.0347	0.0369	<b>0.0360</b>	✓	×

\* En base al porcentaje de participación del total de emisoras nacionales

Nota: La imagen representa el RSME por iteración de índices sectoriales, su participación de mercado y por tipo de capitalización en cada uno de los elementos analizados: Fundamentales económicos, sentimiento de mercado y la combinación de ambos, así como el resultado del menor error mostrado.

Fuente: Elaboración propia con información estadística de SPSS

## Ilustración 26 Porcentaje de capitalización emisoras nacionales sobre el PIB 2020 -2022

### Porcentaje de Capitalizacion emisoras nacionales sobre el PIB 2020 -2022

País	Continente	3YR AVG	2022 DIC	2021 DIC	2020 DIC	Rank
Hong Kong	Asia	1567.3%	1463.0%	1470.0%	1769.0%	1
Arabia Saudita	Asia	334.3%	339.0%	317.0%	347.0%	2
Sudáfrica	Africa	304.3%	324.0%	275.0%	314.0%	3
Taiwán	Asia	275.3%	279.0%	285.0%	262.0%	4
Suiza	Europa	274.3%	270.0%	287.0%	266.0%	5
Estados Unidos	America	209.7%	202.0%	228.0%	199.0%	6
Singapur	Asia	178.0%	167.0%	175.0%	192.0%	7
Canadá	America	161.3%	163.0%	162.0%	159.0%	8
Japón	Asia	129.0%	126.0%	128.0%	133.0%	9
Reino Unido	Europa	127.7%	112.0%	122.0%	149.0%	10
Corea	Asia	122.7%	113.0%	122.0%	133.0%	11
Australia	Oceania	118.0%	110.0%	117.0%	127.0%	12
Emiratos Árabes	Asia	116.3%	132.0%	135.0%	82.0%	13
Malasia	Asia	116.3%	107.0%	112.0%	130.0%	14
Tailandia	Asia	112.3%	119.0%	110.0%	108.0%	15
India	Asia	109.0%	111.0%	120.0%	96.0%	16
China	Asia	80.3%	74.0%	85.0%	82.0%	17
Israel	Asia	71.0%	72.0%	77.0%	64.0%	18
Vietnam	Asia	64.0%	70.0%	70.0%	52.0%	19
Alemania	Europa	58.0%	56.0%	59.0%	59.0%	20
Chile	America	57.7%	54.0%	46.0%	73.0%	21
Brasil	America	57.0%	53.0%	50.0%	68.0%	22
España	Europa	55.3%	53.0%	54.0%	59.0%	23
Indonesia	Asia	48.7%	49.0%	50.0%	47.0%	24
Perú	America	38.7%	39.0%	35.0%	42.0%	25
Austria	Europa	35.7%	34.0%	36.0%	37.0%	26
Mexico	America	35.0%	35.0%	36.0%	34.0%	27
Colombia	America	33.7%	32.0%	30.0%	39.0%	28
Polonia	Europa	29.3%	28.0%	30.0%	30.0%	29
Turquía	Asia	22.7%	18.0%	17.0%	33.0%	30

Nota: La imagen representan los 30 países del mundo con mercado de capitales su porcentaje de capitalización sobre el PIB, y el rank promedio del periodo 2020- 2022

Fuente: Elaboración propia con información estadística de la asociación mexicana de instituciones bursátiles

**Ilustración 27 Porcentaje de capitalización emisoras nacionales sobre el PIB 2020 -2022 América**

**Porcentaje de Capitalizacion emisoras nacionales sobre el PIB:America**

<b>País</b>	<b>3YR AVG</b>	<b>2022 DIC</b>	<b>2021 DIC</b>	<b>2020 DIC</b>	<b>Rank</b>
Estados Unidos	209.7%	202.0%	228.0%	199.0%	1
Canadá	161.3%	163.0%	162.0%	159.0%	2
Chile	57.7%	54.0%	46.0%	73.0%	3
Brasil	57.0%	53.0%	50.0%	68.0%	4
Perú	38.7%	39.0%	35.0%	42.0%	5
Mexico	35.0%	35.0%	36.0%	34.0%	6
Colombia	33.7%	32.0%	30.0%	39.0%	7
<i>Promedios</i>	84.7%	82.6%	83.9%	87.7%	

Nota: La imagen representan los 8 países del continente americano con mercado de capitales su porcentaje de capitalización sobre el PIB, y el rank promedio del periodo 2020- 2022

Fuente: Elaboración propia con información estadística de la asociación mexicana de instituciones bursátiles