



Universidad de
San Andrés

Universidad de San Andrés

Escuela de Administración y Negocios

Magister en Finanzas

Miedo y codicia en los mercados financieros: ¿es
realmente incorrecto usar estas emociones para
invertir?

Autor: Maximiliano Berton Albornoz

DNI: 34.609.927

Director de Trabajo Final de Graduación: Alejandro E. Loizaga

10/03/2023, Capital Federal, Argentina.

ÍNDICE

RESUMEN	- 1 -
1. INTRODUCCIÓN	- 2 -
2. MARCO TEÓRICO	- 3 -
2.1. EMOCIONES COMO MOTOR DE LA TOMA DE DECISIONES	- 3 -
2.2. TEORÍA DE INDICADORES ECONÓMICOS	- 4 -
2.3. MIEDO Y CODICIA EN LOS MERCADOS FINANCIEROS.....	- 5 -
3. METODOLOGÍA	- 7 -
3.1. ANTECEDENTES	- 7 -
3.1.1. Descripción del “Fear & Greed Index” de la CNN	- 7 -
3.1.2. Mención del F&G y sentimiento de mercado en publicaciones académicas.....	- 9 -
3.2. DESCRIPCIÓN DE LOS FACTORES	- 10 -
3.2.1. Volatilidad del mercado	- 10 -
3.2.2. Demanda de bonos “basura”	- 10 -
3.2.3. Demanda por activos seguros.....	- 10 -
3.2.4. Amplitud en el precio de las acciones.....	- 11 -
3.2.5. El “momentum” del precio de las acciones	- 11 -
3.2.6. Relación entre opciones de compra y venta (calls y puts, respectivamente)	- 12 -
3.2.7. La fortaleza del precio de las acciones.....	- 12 -
3.3. MODELO ELEGIDO: REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	- 13 -
3.3.1. Redes neuronales	- 13 -
3.3.2. ¿Cómo aprenden las neuronas?.....	- 15 -
3.4. PARAMETRIZACIÓN DEL ÍNDICE ELABORADO	- 17 -
4. RESULTADOS	- 24 -
4.1. ESTRATEGIA	- 24 -
4.2. BACKTEST.....	- 24 -
5. CONCLUSIONES	- 25 -
6. REFERENCIAS	- 26 -
6.1. BIBLIOGRAFÍA.....	- 26 -
6.2. FUENTES DE DATOS	- 28 -

ÍNDICE DE IMÁGENES:

ILUSTRACIÓN 1: VALOR DIARIO ÍNDICE F&G PUBLICADO EN EL SITIO WEB DE LA CNN.	- 8 -
ILUSTRACIÓN 2: VALORES DIARIOS DEL F&G PARA ÚLTIMO AÑO PUBLICADO EN EL SITIO WEB DE LA CNN.	- 8 -
ILUSTRACIÓN 3: MODELO DE RED NEURONAL TOTALMENTE CONECTADO CON TRES (3) ENTRADAS, UNA CAPA ESCONDIDA DE CUATRO (4) NEURONAS Y DOS (2) SALIDAS.	- 13 -
ILUSTRACIÓN 4: RECORRIDO DE LA INFORMACIÓN DESDE LA ENTRADA A UNA NEURONA HASTA SU SALIDA.	- 15 -
ILUSTRACIÓN 5: ESQUEMA DEL RECORRIDO DE LA INFORMACIÓN EN UNA NEURONA CON LA IDENTIFICACIÓN DEL SESGO COMO PARÁMETRO QUE SE ALIMENTA A LA FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN.	- 16 -
ILUSTRACIÓN 6: GRÁFICO DE LA FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN RELU.	- 16 -
ILUSTRACIÓN 7: FUERZA DE MERCADO Y AMPLITUD DE MERCADO.	- 17 -
ILUSTRACIÓN 8: DEMANDA POR ACTIVOS SEGUROS Y BONOS BASURA.	- 18 -
ILUSTRACIÓN 9: MOMENTUM.	- 18 -
ILUSTRACIÓN 10: ÍNDICE VIX, RELACIÓN ENTRE OPCIONES DE COMPRA Y VENTA, HISTÓRICO F&G Y ESTIMACIÓN DIARIA POR EL ÍNDICE CONSTRUIDO.	- 19 -
ILUSTRACIÓN 11: VALORES DEL F&G Y EL ÍNDICE CONSTRUIDO EN ESTE TRABAJO PARA LOS ÚLTIMOS 3 AÑOS.	- 20 -
ILUSTRACIÓN 12: VALORES PARA EL F&G Y EL ÍNDICE CONSTRUIDO EN ESTE TRABAJO PARA EL CONJUNTO DE PRUEBA.	- 20 -
ILUSTRACIÓN 13: IMPORTANCIA DE LOS FACTORES UTILIZADOS EN EL RESULTADO OBTENIDO POR EL ÍNDICE, HECHO POR LA LIBRERÍA "SHAP" DE PYTHON.	- 21 -
ILUSTRACIÓN 14: VALORES DEL F&G Y EL ÍNDICE CONSTRUIDO EN ESTE TRABAJO CON CUATRO (4) FACTORES PARA LOS ÚLTIMOS 3 AÑOS... - 22 -	- 22 -
ILUSTRACIÓN 15: VALORES PARA EL F&G Y EL ÍNDICE CONSTRUIDO EN ESTE TRABAJO CON CUATRO (4) FACTORES PARA EL CONJUNTO DE PRUEBA.	- 23 -
ILUSTRACIÓN 16: ESTIMACIÓN DIARIA PARA EL MODELO ENTRENADO CON LOS SIETE (7) FACTORES Y EL MODELO ENTRENADO CON LOS CUATRO (4) FACTORES DE MAYOR IMPACTO.	- 23 -
ILUSTRACIÓN 17: RETORNOS ACUMULADOS PARA LA ESTRATEGIA PLANTEADA SIGUIENDO EL F&G Y EL ÍNDICE CONSTRUIDO.	- 25 -

ÍNDICE DE TABLAS:

TABLA 1 ESCALAS DEL F&G DE LA CNN.	- 7 -
TABLA 2: EJEMPLO DE ESTRUCTURA NECESARIA DE LOS DATOS PARA ENTRENAR UN MODELO DE REDES NEURONALES MEDIANTE APRENDIZAJE SUPERVISADO.	- 14 -

Resumen

En este trabajo se construye un índice que replica el “Fear & Greed Index” de la CNN utilizando los siete (7) factores descritos por la propia cadena para su construcción. Se utiliza un modelo de redes neuronales y el paradigma de aprendizaje supervisado, se verifica cuáles son los factores que tienen mayor peso en el resultado final para luego aplicar la misma metodología y obtener un nuevo índice sólo de estos factores predominantes. Se concluye que el resultado es virtualmente el mismo, pero con la ventaja de necesitar menor cantidad de información de entrada.

Por último, se verifica la posibilidad de utilizar el índice construido como un indicador para tomar decisiones de inversión. Se plantea una estrategia, la cual tiene en cuenta el valor diario del índice aquí construido, para tomar acciones de compra o venta. Luego, se compara su resultado con el obtenido por una estrategia de “buy & hold”¹ del ETF² SPY. La estrategia utilizando el índice obtuvo un retorno de -6.09% en 17 operaciones y la de “buy and hold” -10.4%. Esto permite concluir que la utilización del índice construido para tomar decisiones de inversión es acertada.



Universidad de
San Andrés

¹ “Buy & hold”: estrategia de inversión que consiste en comprar el primer día y vender el último.

² Exchange-Traded Fund (inglés): son vehículos financieros cuya finalidad es la de darle al inversor exposición a todo un índice sin tener que replicarlo en cuanto a activos y composición.

1. Introducción

En este trabajo se plantea la hipótesis que es posible, en base a un índice que capture el sentimiento de mercado, implementar una estrategia de inversión que sea rentable. Para probar esta hipótesis, se construye un índice con información de público acceso que cuantifica cuán inmerso está el mercado en la codicia o el miedo.

Para esto se toma como referencia el “Fear & Greed Index” (F&G) publicado por la cadena CNN en su sitio web. Por el lado de la información utilizada para su construcción, el mismo consta de una combinación de siete (7) “factores” que la cadena considera más representativos de cuánto afectan las emociones en la toma de decisiones. Algunos de ellos están perfectamente descritos y la información utilizada para dichos factores en este trabajo puede asumirse como la misma que utiliza la cadena, pero para otros no queda del todo claro y por ende es necesario encontrar algún tipo de proxy. Eso es precisamente lo que se hace en este trabajo.

La situación es distinta con respecto a la metodología seguida para combinarlos, ya que la cadena no da información alguna de cómo obtiene sus valores finales y es por esto que, para combinar la información en este trabajo se seleccionó un modelo de redes neuronales y el paradigma de aprendizaje supervisado. Se utilizan como valores de salida los históricos del F&G y como variables de entrada los siete (7) factores que describe la cadena CNN para su índice (o en su defecto el proxy seleccionado) con frecuencia diaria.

Una vez obtenido el índice, se plantea una estrategia de inversión y se realiza un backtest para confirmar si la misma es rentable o no. Luego, se compara contra una estrategia de “buy & hold” del ETF “SPY”.

La sección 2 provee el marco teórico que da lugar al trabajo; la sección 3 describe el índice de la cadena CNN según su mismo sitio web, los factores utilizados para la construcción del índice de este trabajo, el modelo elegido para su construcción y muestra la parametrización del mismo; la sección 4 presenta los resultados de la estrategia de inversión para ambos índices y el de una estrategia “buy & hold” del ETF “SPY” (que replica al índice S&P500) para el mismo período; la sección 5 por último, presentará las conclusiones.

Quedará para un trabajo futuro evaluar la viabilidad y representatividad con la posterior construcción de un índice de índole similar para otros mercados que no sean el estadounidense.

2. Marco teórico

2.1. Emociones como motor de la toma de decisiones

Está comprobado que el ser humano está cargado con determinados sesgos cognitivos desde su nacimiento por el simple hecho de ser persona, y que esos mismos sesgos lo hacen susceptible de tomar malas decisiones cuando las circunstancias lo ponen a prueba. Exceso de confianza en las habilidades propias (Barber & Odean, 2001), sobre reacción (DeBond & Thaler, 1986), aversión a la pérdida (Kahneman & Tversky, 1979), contabilidad mental (Tversky & Kahneman, 1981), entre muchos otros son ejemplos de dichos sesgos.

Las emociones juegan un rol muy importante en las decisiones que una persona toma. Pero si a las personas que se consideran a sí mismas racionales y objetivas se les pregunta cuánto creen que estas influyen, dirán que las decisiones se toman en base a información y que no hay lugar para las emociones. Lo cierto es que el entender cómo funcionan las emociones ayuda al ser humano a tomar mejores decisiones en todos los aspectos de su vida. Incluso en los mercados financieros donde la codicia y el miedo son las dos grandes líderes de las malas decisiones (Srivastava, 2020).

La Teoría de Mercado Eficiente (TME), que surge de los conceptos desarrollados por Von Neumann – Morgensten, sostiene que los inversores son racionales y que sus decisiones están gobernadas por una función de utilidad, generalmente cóncava (lo cual significa aversión al riesgo), a través de la cual los agentes juzgan las diferentes alternativas y eligen la mejor opción de acuerdo con la utilidad esperada de cada una de ellas. Sin embargo, se han documentado anomalías en el comportamiento tanto de inversores individuales como institucionales sin importar su entrenamiento y experiencia en los mercados financieros; aún más, estas anomalías podían verse en todo tipo de activos, incluyendo acciones, bonos, monedas, materias primas y opciones (Shefrin, 2000). Luego, hay quienes estudiaron y sostienen que algunos cambios en los precios no se dan por razones fundamentales de los activos, sino por psicología de masas (Shiller, 2003).

Estas anomalías y el estudio del comportamiento de las personas llevaron a Kahneman y Tversky a crear la teoría de prospectos. Según esta teoría, la toma de decisiones de los agentes está influenciada por ajustes previos que se le hacen a la decisión misma, por la forma en que las decisiones son presentadas (pérdidas o ganancias, o de decisiones separadas o conjuntas) y por las probabilidades subjetivas que sobrestiman las chances muy pequeñas y subestiman las grandes. Por último, detractores de la TME han usado los conceptos de la teoría de prospectos para evaluar el comportamiento de los inversores dando origen a un campo de las finanzas ahora comúnmente llamado “finanzas del comportamiento”.

La madurez de los mercados financieros en las economías más desarrolladas, hacen que el número de personas e instituciones sea suficientemente grande como para que se propongan nuevas ideas e iniciativas con el objetivo puesto en que el mercado siga creciendo. Un ejemplo de esto lo muestra la cadena CNN, la cual publica un índice de forma periódica al cual llama “Fear & Greed Index” (Índice del Miedo y la Codicia).

Su nombre y la información utilizada para construirlo no son aleatorios, puesto que como ya se ha mencionado, las emociones juegan un rol importante en la toma de decisiones, aún en las personas que se dedican a los mercados financieros de manera profesional.

En el año 2002, un estudio midió en tiempo real algunos parámetros físicos en corredores de bolsa profesionales. En el transcurso del experimento se atravesaron momentos tanto de alta como de baja volatilidad en el mercado y se comprobó que se da una variación en la media de las variables cardiovasculares y electro dérmicas durante períodos de alta volatilidad (Lo and Repin, 2002).

En particular, el miedo y la codicia son dos de las emociones que mayor impacto tienen en los actores del mercado de capitales y son las que dimensionan sus acciones y reacciones.

2.2. Teoría de indicadores económicos

Los indicadores económicos son porciones específicas de datos que en la historia se han utilizado para interpretar cuál es el estado actual de la economía, predecir hacia dónde se dirige y posteriormente confirmar dichas predicciones.

Estos ocupan un lugar especial en el set de herramientas que un inversor debe de tener en cuenta al momento de tomar decisiones. Las consideraciones sobre qué indicador se está observando, para qué geografía y ventana temporal son cruciales. Es decir, que el tener en cuenta para el análisis un indicador u otro dependerá, sólo por mencionar algunas consideraciones, del tipo de activo que se esté estudiando, el país o la empresa emisor/a, dónde se encuentra ubicada, la moneda en la cual se hará la inversión y en la que la empresa recibe sus ingresos.

Por ejemplo, la tasa de inflación que tiene una determinada moneda es hoy un indicador sumamente importante a tener en cuenta para determinar si invertir en acciones de una empresa, deuda corporativa grado de inversión, deuda corporativa de más baja calificación crediticia, deuda soberana, etc. Esto es porque los retornos reales de dicha inversión, o puesto de otra manera el poder de compra del capital invertido en dicha moneda, se verá afectada al término del plazo de inversión.

Existe una clasificación de indicadores económicos la cual se basa en cuándo se tiene acceso a la información para su construcción y divide a los indicadores en tres posibles categorías: los adelantados, los coincidentes y los rezagados.

Los indicadores coincidentes se utilizan para dar una idea del estado actual de la economía y su lectura e interpretación se da en el mismo momento en el cual una tendencia se está manifestando. Suelen utilizarse para confirmar o validar una tendencia identificada por otros indicadores. Algunos ejemplos de estos indicadores son el índice de producción industrial y el de empleo.

Los indicadores rezagados son los más cuantitativos y se basan en datos duros, pero su lectura es de una economía que ya no existe, que ya sufrió algún cambio. El ejemplo más representativo es el PBI, dato que se publica trimestralmente e indica cuánto produjo la economía de bienes y servicios el período anterior. Generalmente se utilizan para confirmar predicciones.

Por último, los indicadores adelantados son los más cualitativos de los tres ya que generalmente se basan en opiniones de expertos acerca de lo que ellos ven del ahora y lo que creen que podría suceder en el futuro. Éstos son utilizados para hacer predicciones ya que manifiestan algún cambio precedente al de la economía en su conjunto. De los indicadores vistos, éstos son de especial importancia para el inversor ya que invertir es en algún punto poder predecir con la mayor certeza posible lo que vendrá para posicionarse de forma temprana al movimiento del mercado. Por ejemplo, en una reversión de un ciclo económico.

Algunos ejemplos de indicadores adelantados que son publicados con periodicidad mensual o incluso mayor son:

- Índices bursátiles
- Nuevos permisos de construcción
- Ventas minoristas
- Stock de inventarios
- Precios de los inmuebles
- Cantidad de nuevas empresas (startups)

Para la realización de este trabajo, como ya se ha mencionado, se toma como referencia el F&G de la cadena CNN y en base a las descripciones de tipos de indicadores presentes en esta sección se puede incluir al mismo dentro de los indicadores “coincidentes”, ya que la información utilizada para calcular el valor del índice del día siguiente es la recolectada en el día inmediatamente anterior.

2.3. Miedo y codicia en los mercados financieros

“Be fearful when others are greedy, be greedy when others are fearful.”

Warren Buffet

La cantidad de estudios que demuestran que las finanzas del comportamiento juegan un rol central en los procesos de toma de decisiones al momento de invertir va en aumento con el correr de los años. No todas las decisiones son tomadas desde la racionalidad y cuando se quiere explicar los por qué, se hace especial hincapié en dos emociones que emergen de lo más profundo del ser humano: el miedo y la codicia.

La codicia puede ser vista como un excesivo deseo o “hambre de”. Los principales diccionarios de la web, aunque no coinciden al cien por ciento en su definición, confirman esta visión. La codicia es descrita como “el egoísta y excesivo deseo por más de algo (como por ejemplo dinero) del que es necesario” (Merriam-Webster Online Dictionary, 2013); “un fuerte deseo por más riqueza, pertenencias, poder, etc. de las que una persona necesita” (Online Oxford Advanced Learner’s Dictionary, 2013), y el deseo de tener mucha más comida, dinero, etc. del que se necesita (Online Cambridge Learner’s Dictionary, 2013).

Al experimentar esta emoción, el cuerpo genera sustancias químicas las cuales producen que las personas pierdan de vista el sentido común y el autocontrol. En otras palabras, se podría considerar a la codicia una adicción, como lo son el fumar o beber (Srivastava, 2020).

Algunos estudios muestran que, si la codicia incrementa descontroladamente también lo hacen el apalancamiento y la probabilidad de sufrir pérdidas. Como es sabido que la probabilidad de ganar nunca es cero, aún pudiendo sufrir pérdidas catastróficas hay inversores que consideran esa relación riesgo/retorno aceptable ya que en caso de hacer una buena operación la recompensa sería gigante (Jin & Zhou, 2013).

Cuando la codicia se hace presente en los inversores, estos tienen una mayor tolerancia al riesgo y lo manifiestan optando por acciones de empresas con capitalizaciones bursátiles pequeñas, acciones de mercados emergentes o bonos con menor calificación crediticia.

Es en esos períodos de codicia en los mercados cuando suele aparecer un efecto llamado “FOMO” (“miedo a perderselo”, por sus siglas en inglés), el cual hace que los inversores que aún no tienen posición en un activo en particular se desesperen por querer armar una, y así es como se genera una demanda mayor a la que dicho activo tendría por su valor intrínseco, y por ende su precio aumenta por más que este ya no guarde relación con la realidad.

Por otro lado, el miedo está caracterizado por ser algo que incomoda, un estado de estrés desatado por una situación peligrosa que tiene potencial para dañar ya sea física o psicológicamente. Pérdidas sostenidas en los mercados financieros puede provocar que los inversores tengan miedo de que su mala racha continúe y por ende incurran en más pérdidas. Se quieren cerrar posiciones, la oferta supera a la demanda haciendo que los precios caigan y se provoquen éxodos en masa de determinados activos o incluso mercados enteros pudiendo provocar caídas abruptas del mercado y hasta crisis financieras. El miedo es una de las razones que llevan a una persona a sobre reaccionar (Caporale et al, 2018).

Estudios muestran la relación que hay entre la variación del miedo de los inversores y los retornos obtenidos por estos. Se observa una relación inversamente proporcional entre el incremento del miedo en los mercados (medido como un aumento en el valor del índice VIX) y una caída generalizada del precio de los activos del mismo. Es más, el análisis del mercado en períodos posteriores a grandes crisis, sugiere cierto nivel de poder predictivo y hasta podría considerarse la posibilidad de poder formular estrategias de inversión rentables (Smales, L.A., 2016). Este fenómeno que se manifiesta y por el cual los inversores salen de activos más riesgosos para posicionarse en activos considerados más seguros (como bonos del Tesoro de EEUU o el oro) es llamado “fly to quality”.

Este re direccionamiento del flujo de dinero entre activos de mayor y menor riesgo es lo que produce el movimiento de los precios, y lo que generalmente antecede a los ciclos económicos de un país.

Por último, en los períodos donde el mercado se encuentra en un estado de extremo miedo, generalmente vienen acompañados de alta volatilidad, lo que genera un efecto opuesto al FOMO y puede empujar los precios a un nivel aún más bajo del que se esperaría, ya que los inversores están dispuestos a desarmar posiciones independientemente del costo en el que incurran al hacerlo.

3. Metodología

3.1. Antecedentes

3.1.1. Descripción del “Fear & Greed Index” de la CNN

Como se mencionó anteriormente, las emociones juegan un rol determinante en las decisiones que se toman al operar en los mercados financieros, y hay variados ejemplos de indicadores e índices que tienen esto en cuenta. Los hay de diferentes grados de complejidad tanto en la información utilizada como en su estructura, pero gran parte de ellos son tenidos en cuenta de alguna u otra forma para tomar decisiones de inversión a nivel global. Algunos ejemplos son:

- VIX: es el movimiento (hacia abajo o hacia arriba) esperado del S&P500 para el próximo año en un intervalo de confianza del 68%.
- High-Low Index: compara el número de las acciones que están haciendo máximos de las últimas 52 semanas con el número de las que están haciendo mínimos en el mismo período de tiempo.
- Bullish Percent Index (BPI): indica el número de acciones que están presentando señales de compra.
- Medias Móviles: promedio móvil del precio en el último período de tiempo contra el cual se compara el nivel de precios actual.
- Cociente entre el volumen de opciones de venta y compra: como su nombre lo indica, surge de dividir el volumen de opciones de venta operadas y el de opciones de compra. Un número bajo indica un sentimiento positivo y que el mercado cree que los precios aumentarán. Por el contrario, un número alto advierte que muchos inversores están buscando protección contra posibles pérdidas y por ende el sentimiento es negativo ya que la creencia es que los precios bajarán.

A estos índices e indicadores se les llama “de sentimiento de mercado” y lo que reflejan es cómo los agentes que participan del mercado perciben el panorama actual.

La CNN creó un índice llamado F&G para el mercado estadounidense el cual intenta describir el sentimiento de mercado de forma cuantitativa. Dicha cadena para este indicador publica en su sitio un número entre “0” y “100” que luego, divide en cinco (5) posibles categorías: extremo miedo, miedo, neutral, codicia y extrema codicia. La siguiente tabla contiene las escalas y qué sentimiento representa cada una:

Resultado	Interpretación
0 – 25	Extremo miedo
26 – 44	Miedo
45 – 55	Neutral
56 – 74	Codicia
75 – 100	Extrema codicia

Tabla 1 escalas del F&G de la CNN.

El cálculo de dicho índice se hace en base al tratamiento de la información y posterior combinación de los siguientes siete (7) factores:

- Volatilidad del mercado: se usa el índice “VIX” como una forma de cuantificar la volatilidad de mercado.
- Demanda por bonos “basura”: compara la demanda de bonos de bajas calificaciones crediticias (“bonos basura” o “junk bonds” en inglés) por sobre los de alta calificación crediticia (“grado de inversión” o “investment grade” en inglés).
- Demanda por activos seguros: se compara el rendimiento de las acciones con los obtenidos por bonos del tesoro de Estados Unidos en los últimos 20 días de mercado.
- Amplitud en el precio de las acciones: surge de comparar el número de acciones cuyo rendimiento en el período inmediatamente anterior fue positivo con el número de las que fue negativo.
- El “momentum” del precio de las acciones: se obtiene de comparar el nivel del S&P 500 con su media móvil de 125 días.
- Relación entre opciones de compra y venta (calls y puts, respectivamente): calcula la relación entre el volumen total de puts y calls operados.
- La fortaleza del precio de las acciones: se define como la relación entre el número de acciones tocando su máximo de las últimas 52 semanas y el número de acciones tocando su mínimo en el mismo período de tiempo.

A continuación, en las ilustraciones 1 y 2, se presentan los gráficos que la CNN publica en su sitio web diariamente. El primero con el valor diario del F&G y el segundo con el gráfico de los valores diarios para el último año:

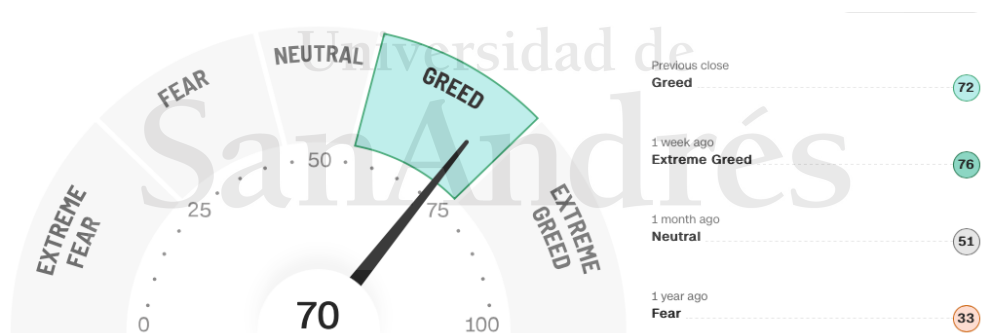


Ilustración 1: valor diario índice F&G publicado en el sitio web de la CNN.

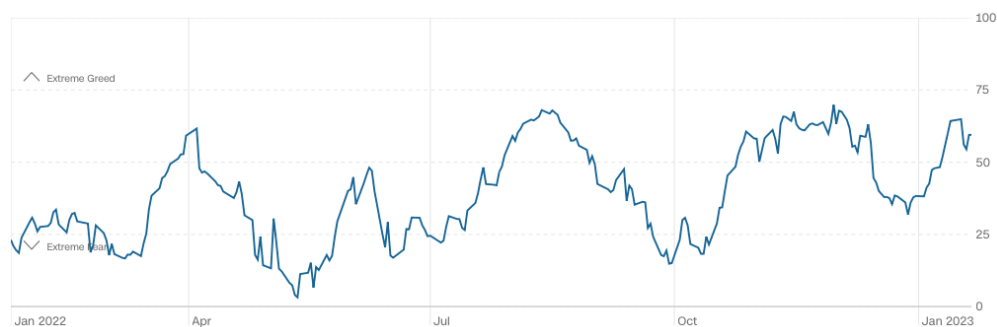


Ilustración 2: valores diarios del F&G para último año publicado en el sitio web de la CNN.

3.1.2. Mención del F&G y sentimiento de mercado en publicaciones académicas

Como resultado de la investigación que hizo el autor del presente trabajo, si bien se encontraron un número de publicaciones que hacen mención del F&G, se puede destacar una en particular que hace uso directo de dicho índice para probar si este puede ser utilizado para eliminar el factor “comportamiento irracional” de la toma de decisiones y aumentar las ganancias.

Para probar este punto en dicho trabajo, se simularon distintas estrategias de inversión con distintos instrumentos financieros en momento del mercado en donde la evolución de los precios presentaba una dinámica negativa, lo que permitía simular escenarios donde la mayoría de los inversores pierde dinero (Liutvinavičius, M. et al., 2017).

En dicha publicación se seleccionan seis (6) estrategias y tres (3) vehículos de inversión, a saber: SPDR S&P500, SPDR Euro STOXX and SPDR Gold Shares. Los resultados confirman que los indicadores de sentimiento de mercado pueden predecir de forma satisfactoria las correcciones de los precios para estos activos y previenen las pérdidas.

Pero también es interesante mencionar otras publicaciones que mencionan de una u otra manera la influencia que tienen las emociones en los mercados financieros.

Algunas de estas son:

- a. Changsheng, Hu y Yongfeng, Wang del año 2012 en donde los autores concluyen que, dada su investigación, los indicadores de sentimiento de mercado tienen un poder explicativo en el mercado accionario y este tendrá una performance mayor (menor) en sus retornos cuando la sensación del mercado en su mayoría es que la tendencia es alcista (bajista).
- b. Schumaker, Rob & Zhang et al. del año 2012 también, donde se estudia si la elección de palabras y el tono utilizados por los autores de artículos financieros se correlaciona con algún movimiento medible en el precio de los activos y, en caso de hacerlo, si se puede predecir la magnitud del movimiento utilizando dichos artículos. Las conclusiones de dicha publicación muestran que, dada la investigación que se condujo, se puede inferir que la subjetividad de algunos artículos, podrían haber impactado en la evolución de los precios de alguna manera.
- c. Chandra, Abhijeet del año 2008 en la cual uno de los objetivos es explorar el impacto de los factores que tienen que ver con el comportamiento y la psicología del inversor en la toma de decisiones.

En las conclusiones el autor encuentra que, de manera distinta a lo que indica la teoría clásica, los inversores individuales no siempre toman decisiones puramente racionales. Aún más, sus decisiones están influenciadas en gran medida por aspectos de su comportamiento como lo son distintos sesgos cognitivos (contabilidad mental y excesiva confianza en sus habilidades), además de sus emociones como la codicia y el miedo. Este conjunto de factores, tienen impacto directo en la percepción del riesgo del inversor y por consiguiente en las decisiones que toma.

3.2. Descripción de los factores

Ya fue mencionado que la cadena CNN en su sitio web sólo hace una descripción de los factores que utiliza para la construcción de su índice como se vio en la sección anterior, pero no hace mención alguna acerca de la forma de relacionarlos ni sobre dónde conseguir la información necesaria.

En esta sección se describe qué información se utiliza en este trabajo y el lugar de donde se obtiene para cada uno de los factores.

3.2.1. Volatilidad del mercado

Al igual que la CNN, se utilizará como una aproximación de la volatilidad del mercado la lectura del índice VIX.

La información se obtiene de la API de Yahoo! Finance para Python (la cual brinda la misma información que se muestra en la web “finance.yahoo.com”).

3.2.2. Demanda de bonos “basura”

Los denominados “bonos basura” son los instrumentos de deuda que tienen una calificación crediticia menor a “grado de inversión” (“investment grade”) dada por las calificadoras de riesgo como Standard and Poor’s, Moody’s o Fitch. ¿Qué hace que las calificadoras de riesgo decidan que una deuda es grado de inversión y otra basura? La información que las empresas presentan en sus balances.

Un ejemplo es la relación de cobertura de los intereses el cual se calcula como el EBIT de la empresa sobre los intereses a pagar. Entre menos gane la empresa, menor será esta relación, lo que indica que se le hará más difícil poder cumplir con sus obligaciones de deuda. Esa empresa tendrá una calificación menor que otra que consiga un valor mayor.

Este factor cuantifica cuán dispuesto está el mercado a pagar deuda de baja calificación crediticia, pero con rendimientos superiores. Por eso es que se utiliza para describir el sentimiento del mercado, si los bonos basura tienen alta demanda quiere decir que los inversores creen que su relación riesgo/retorno es alta.

Se utiliza como aproximación una combinación de los rendimientos medidos de manera diaria de los bonos “grado de inversión” y “bonos basura” brindada por el sitio web de la Reserva Federal de St. Louis.

3.2.3. Demanda por activos seguros

Como ya se ha mencionado, la dirección del flujo de dinero es un indicador en sí mismo del sentimiento de mercado. En inglés se utilizan términos como “fly to quality” (o “risk off”) para decir que el dinero está dejando los activos riesgosos para posicionarse en activos considerados más seguros.

Luego, también existen términos como “apetito por el riesgo”, el cual habla de un sentimiento totalmente contrapuesto al anterior, en donde el flujo va desde los activos más seguros hacia otros considerados más riesgosos.

Como aproximación para este factor se utilizan dos ETFs: el de bonos del tesoro de Estados Unidos con vencimientos restantes de entre 7 y 10 años (IEF) y el del S&P500 (SPY), se calcula el porcentaje de variación de los últimos veinte (20) días para ambos y luego la diferencia entre sí.

La información nuevamente se obtiene de la API de Yahoo! Finance para Python.

3.2.4. Amplitud en el precio de las acciones

La idea es comparar el precio del presente período con el anterior para cada acción y así poder ver cuántas empresas hay con rendimientos positivos (aumentando de precio) y cuántas con rendimientos negativos (bajando de precio).

Este indicador también es muy utilizado por los analistas técnicos y da una idea del número de empresas que están contribuyendo al movimiento del mercado. Por ejemplo, si el movimiento del mercado es alcista, un número alto de este indicador indicaría que hay muchas empresas acompañando esa suba y se habla de un movimiento de los precios “más saludable”.

El mismo razonamiento, pero en sentido inverso es aplicable a una baja, si el mercado se encuentra en una tendencia bajista y se ve un número muy bajo de este indicador quiere decir que la baja está fundamentada ya que hay muchas empresas con un movimiento de sus precios a la baja.

La información nuevamente se obtiene de la API de Yahoo! Finance para Python.

3.2.5. El “momentum” del precio de las acciones

El momentum del mercado es un buen indicador de tendencia. Es una medida del sentimiento general del mercado que puede medirse con muchos indicadores y también son muy utilizados por los analistas con un enfoque más técnico. Algunos ejemplos de los indicadores que podemos encontrar en este conjunto son el cruce de medias móviles, el RSI (“indicador de fuerza relativa” por sus siglas en inglés) y el MACD (convergencia y divergencia de medias móviles” por sus siglas en inglés).

Para definir un valor de este indicador se utilizará como base la descripción que da la CNN y que es básicamente ver dónde se ubica el precio de cierre índice S&P500 con respecto a su media de 125 ruedas. En este trabajo se calculará la diferencia entre el ETF “SPY” y su media móvil de 125 días para dar también una suerte de “magnitud” ya que se entiende que no es lo mismo si la diferencia arroja un resultado de “-5” a uno de “-50”.

La información nuevamente se obtiene de la API de Yahoo! Finance para Python.

3.2.6. Relación entre opciones de compra y venta (calls y puts, respectivamente)

Las opciones se pueden dividir en tres categorías: opciones de acciones individuales, de índices y el total (combinación de ambas). Se toma para la construcción del índice únicamente el volumen total de opciones que incluye tanto las opciones de acciones individuales como las de los índices.

Toda la información utilizada se obtiene del sitio web TradingView donde, al momento de realizarse el presente trabajo, se puede encontrar el símbolo “PCC” que da el valor diario del “put call ratio” de la Chicago Board Options Exchange (CBOE).

3.2.7. La fortaleza del precio de las acciones

La fortaleza del precio se medirá por la diferencia entre el número de acciones que están haciendo máximo de las últimas 52 semanas y las que están haciendo mínimos en la misma ventana de tiempo. Números más grandes indicarán una mayor fortaleza al alza ya que en análisis técnico, el nivel del máximo de las últimas 52 semanas típicamente representa una resistencia a ser superada por el precio de los activos. Lo que indicaría que al romperla el precio podría continuar al alza.

El razonamiento inverso es cierto para el mínimo de 52 semanas, ya que ese nivel representa un soporte que no tendría que ser superado a la baja para esperar una recuperación y en caso de superarse se esperaría que el precio siga a la baja.

La información nuevamente se obtiene de la API de Yahoo! Finance para Python para todas las acciones que actualmente componen al índice S&P 500.

Universidad de
San Andrés

3.3. Modelo elegido: redes neuronales artificiales.

3.3.1. Redes neuronales

Las redes neuronales se crearon en los cincuentas y surgieron con la finalidad de simular en computadora la red de neuronas que hay en el cerebro humano para que estas puedan tener una mejor interpretación de situaciones del mundo real. Con esto, las computadoras podrían tomar decisiones similares a las que un humano tomaría y si a esto se le suma las tareas que ejecutan mucho mejor que el ser humano da como resultado una herramienta muy poderosa.

La idea detrás del funcionamiento de una red neuronal es la siguiente: se utilizan distintas capas de procesamiento matemático para darle un sentido a la información que se utiliza al entrenar el modelo para que luego sea capaz de resolver un problema de la misma clase. Tal como lo hacen los seres humanos.

La complejidad de los modelos de redes neuronales puede ser tan simple como una sola neurona hasta extremadamente complicados con miles de parámetros de entrada, millones de neuronas en cada una de las capas escondidas, distintas entradas en diferentes niveles y múltiples salidas.

En la ilustración 3 se puede observar un esquema sencillo de un modelo de redes neuronales al que se llama “completamente conectado”. Se le da este nombre porque todas y cada una de las neuronas del modelo tiene una entrada por cada neurona en la capa anterior y una salida por cada neurona en la capa siguiente.

El mismo tiene 3 parámetros de entrada (representados por los círculos celestes a la izquierda), 4 neuronas que componen una sola capa escondida (círculos naranjas del medio) y dos salidas (círculos verdes de la derecha). El camino que recorren los datos en un modelo como este es siempre de izquierda a derecha y no hay saltos de capas ni información añadida en otro nivel que no sea en la entrada. El modelo utilizado en este trabajo es de este estilo:

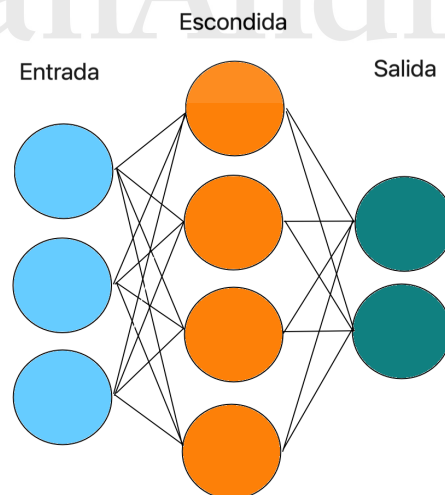


Ilustración 3: modelo de red neuronal totalmente conectada con tres (3) entradas, una capa escondida de cuatro (4) neuronas y dos (2) salidas.

En el caso de aprendizaje supervisado (utilizado en este trabajo), para que “una red neuronal aprenda”, o mejor dicho “que un modelo se entrene”, es necesario brindarle al modelo tanto información de los parámetros que se pretenden que este utilice para obtener el resultado (parámetros de entrada) como los resultados que se espera para cada una de las combinaciones de dichos parámetros (salidas).

Generalmente se precisa de mucha información para entrenar un modelo de redes neuronales. Esto es en parte porque al total de los mismos se los divide en dos conjuntos a los que se les llama “entrenamiento” y “prueba”.

El primer grupo, como su nombre lo indica, se utilizará para entrenar el modelo, es decir, calcular los parámetros de cada una de las neuronas que lo componen y que definirá al mismo de manera única. Y el segundo, una vez que todos los parámetros están definidos, se alimentará al modelo con los parámetros de ese subconjunto para poder comparar los resultados que este obtiene con las salidas que son sabidas a priori para dicho subconjunto. De esa comparación es que se calcula una medida de cuán bien funciona el modelo.

Un ejemplo de la información necesaria para entrenar un modelo con aprendizaje supervisado puede ser el de la Tabla 2, donde se observan 5 columnas en total con diez (10) entradas. En la columna “ID” hay a una identificación para cada entrada, información que no aporta nada significativo y por ende no será alimentada al modelo. Luego, en las columnas “AtributoX” se presentan valores para las variables de entrada. Y, por último, la columna “Salida” corresponde a la etiqueta para cada combinación de columnas “AtributoX”.

Por ejemplo, para la fila 1, las variables de entrada tienen los valores 1.14, 1.66 y 1.44. El modelo se entrenará sabiendo que esos atributos corresponden a la salida “A”.

ID	Atributo1	Atributo2	Atributo3	Salida
1	1.14	1.66	1.44	A
2	1.01	1.02	1.97	
3	1.67	1.08	1.95	
4	1.69	1.05	1.22	
5	1.46	1.25	1.75	B
6	1.78	1.67	1.43	
7	1.76	1.79	1.30	
8	1.47	1.20	1.37	C
9	1.35	1.08	1.95	
10	1.70	1.79	1.13	

Tabla 2: ejemplo de estructura necesaria de los datos para entrenar un modelo de redes neuronales mediante aprendizaje supervisado.

3.3.2. ¿Cómo aprenden las neuronas?

La ilustración 4 esquematiza el recorrido de la información en cada neurona de un modelo totalmente conectado. En la misma se puede ver una neurona a la cual llegan “n” datos de entrada representados por “ X_n ”. Estos pueden ser los datos efectivamente alimentados al modelo como también las salidas de “n” neuronas de una capa previa. Cabe aclarar que, para un modelo totalmente conectado, los datos de entrada para todas las neuronas de una misma capa son idénticos. Por ejemplo, para cualquier capa de diez (10) neuronas, si el dato “ X_1 ” es “55” también lo será para las neuronas de la dos (2) a la diez (10).

Para cada dato de entrada hay una “ponderación” representada en este caso por “ W_n ” la cual es un número entre cero (0) y uno (1) que da idea de cuán importante es esa entrada para esa neurona en particular (distintas neuronas en la misma capa tienen distintas ponderaciones para la misma entrada).

Luego se hace la suma ponderada de los valores de entrada y dicho resultado se alimenta a una “función de activación” la cual arroja un único valor que será la salida de dicha neurona.

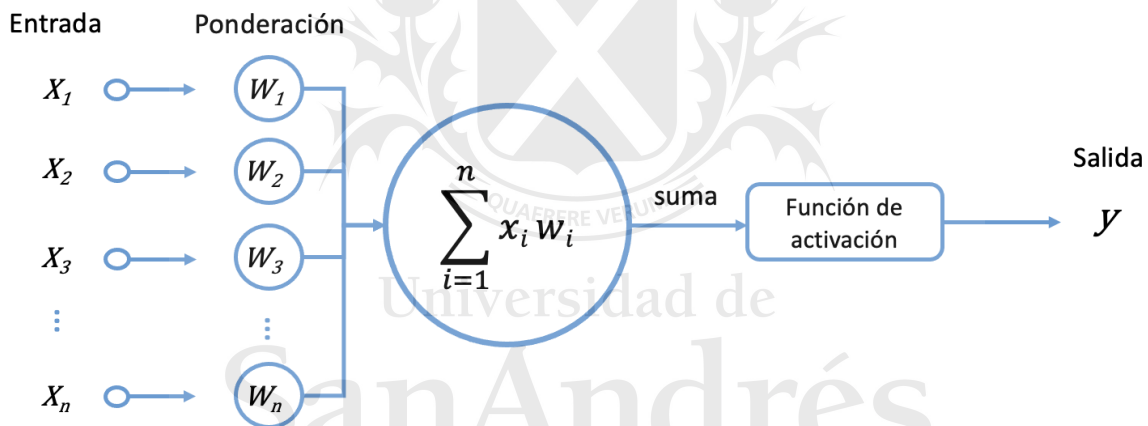


Ilustración 4: recorrido de la información desde la entrada a una neurona hasta su salida.

Donde:

- “ X_n ” representa cada dato de entrada.
- “ W_n ” es la ponderación que se le da a cada una de las variables de entrada.
- “Función de activación” es la forma funcional que se utiliza para calcular la salida y que recibe como parámetro la sumatoria de todos los factores multiplicados por su ponderación.

Para cada neurona también se tiene en cuenta el sesgo en el que se puede incurrir por el uso de un modelo con el cual se está intentando replicar la realidad y no el que realmente es. Por eso, para hacer el cálculo de la salida, a la función de activación de dicha neurona se le pasa como parámetro el resultado de la suma ponderada de los datos de entrada más un factor llamado “b” (por “sesgo” del inglés) como se puede observar en la ilustración 5:

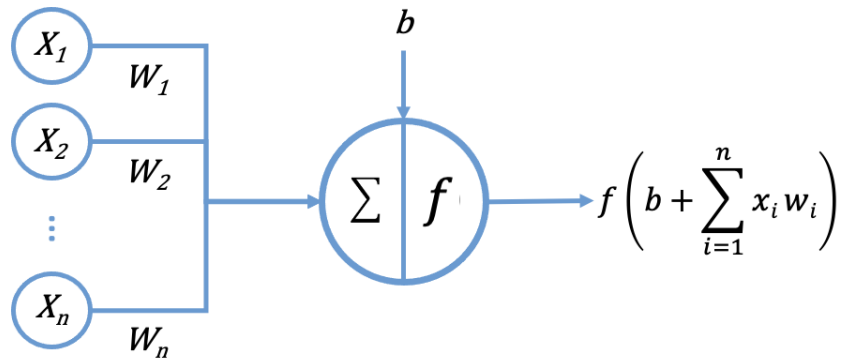


Ilustración 5: esquema del recorrido de la información en una neurona con la identificación del sesgo como parámetro que se alimenta a la función de activación.

Donde:

- “Xn” representa cada dato de entrada
- “Wn” es la ponderación que se le da a cada una de las variables de entrada
- “b” es el sesgo para esta neurona en particular.

Entonces, la salida de cada neurona dependerá de los parámetros “Wn” y “b” que el modelo haya calculado al entrenarse, así como también de los datos de entrada para cada una de ellas. Los dos primeros son los parámetros mencionados anteriormente que hacen a un modelo único y que se obtienen luego de entrenarlo con el conjunto de “entrenamiento”.

En este trabajo se utilizó la función de activación lineal rectificada (ReLU, por sus siglas en inglés de “Rectified Linear Unit”) que tiene la forma funcional:

$$f(x) = \max(0, x)$$

Y su gráfico es como muestra la ilustración 6:

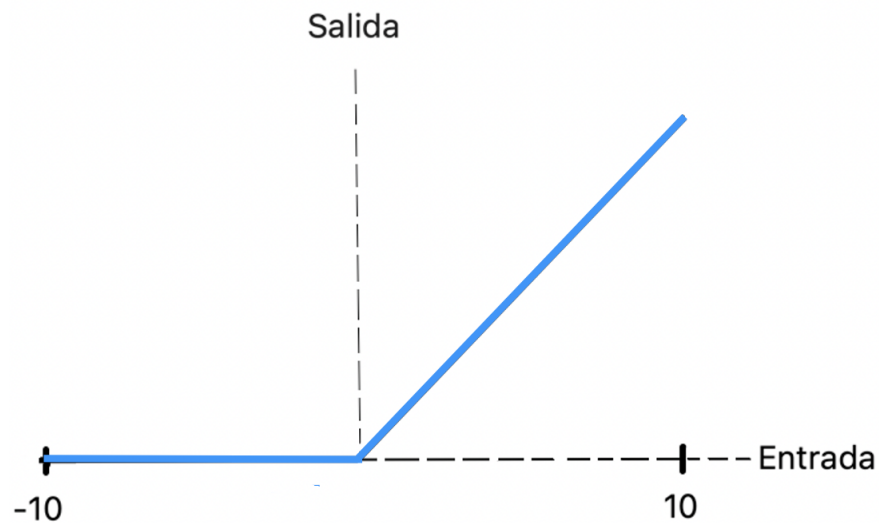


Ilustración 6: gráfico de la función de activación ReLU.

Cuando se construye un modelo de redes neuronales, este trata de replicar los resultados de la mejor manera posible. Esto se logra con la mejor parametrización del modelo que se pueda obtener y la forma de cuantificar esto es a través de lo que se llama una “función de pérdida”. Para este trabajo se utilizó el error absoluto medio ya que es preferible antes que el error cuadrático medio (Qi, J., Du, J., Siniscalchi, S. M., Ma, X., & Lee, C. H., 2020).

El resultado de esta función de pérdida muestra cuán alejada está la salida del modelo de las etiquetas (datos de salida que se usan para entrenar al modelo) para dicho conjunto. El mejor valor que se podría obtener en esta comparación sería cero (0), cualquier diferencia con el valor óptimo se usará para corregir los parámetros y así lograr achicar esa diferencia lo más posible. Este proceso en inglés recibe el nombre de “backpropagation”.

Por último y para concluir, el modelo utilizado en este trabajo y con el cual se obtuvieron los valores para el índice construido tiene: siete (7) entradas (una por cada factor), 1 capa oculta de 10 neuronas y una única salida que dará como resultado el valor del índice construido.

3.4. Parametrización del índice elaborado

Con la metodología descrita anteriormente se obtiene un modelo que calcula valores que guardan total relación con respecto a los del índice de la CNN como se podrá ver a continuación.

Primero, en las ilustraciones 7 a 10 se observan la distribución de los datos utilizados de los siete factores, el histórico del F&G de la CNN (con el nombre “fg_hist”) y la estimación obtenida por el modelo de redes neuronales construido con el nombre “est_diaria”. Fue necesario dividirlo en cuatro (4) gráficos ya que las unidades son distintas:

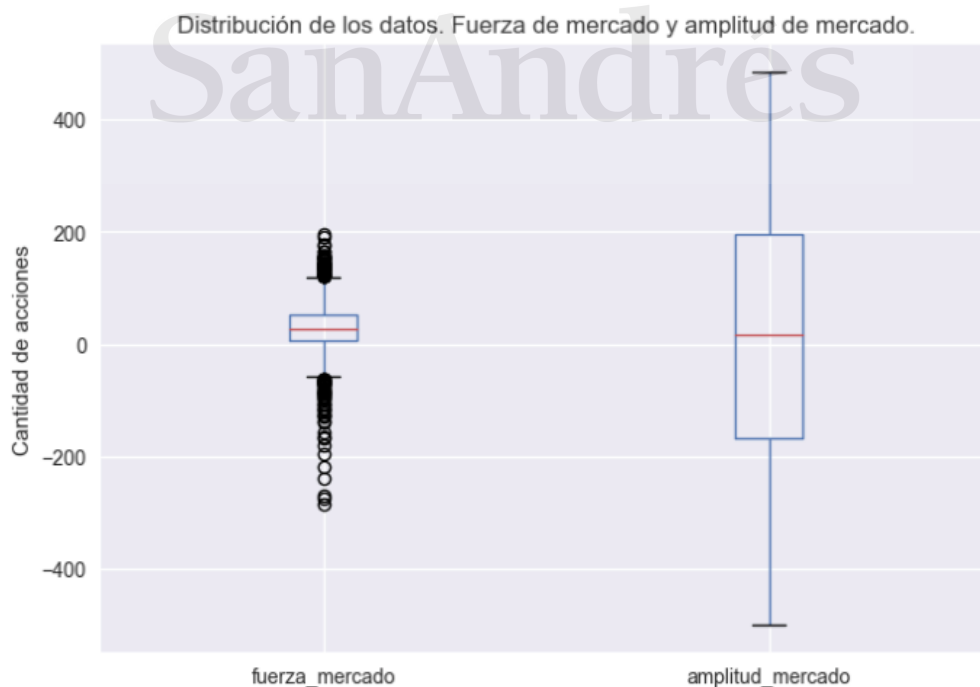


Ilustración 7: fuerza de mercado y amplitud de mercado.

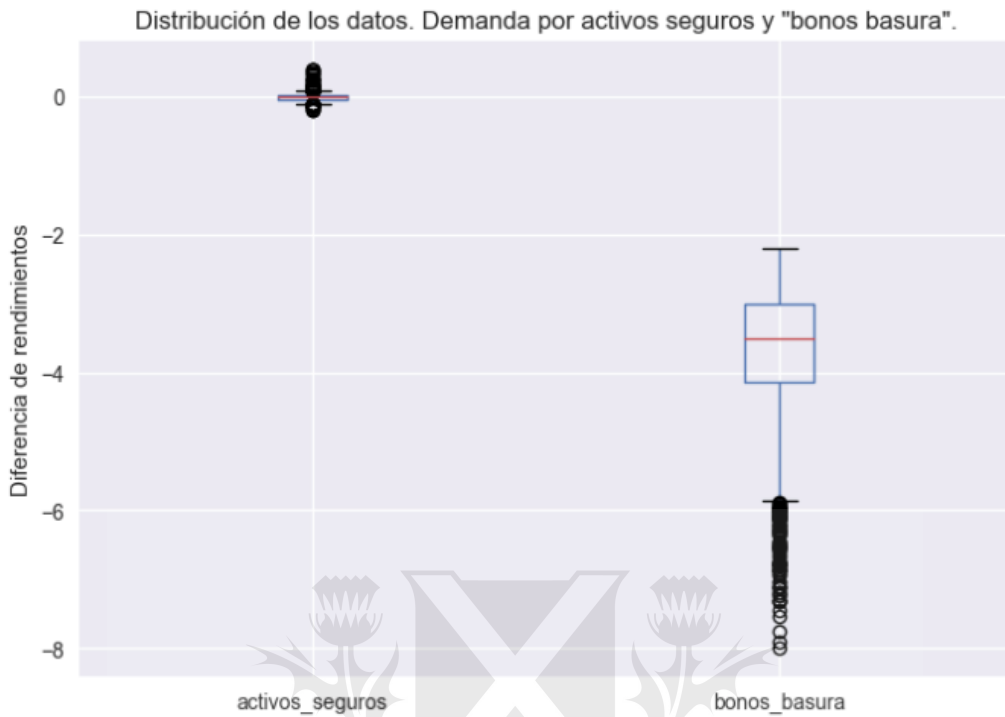


Ilustración 8: demanda por activos seguros y bonos basura.

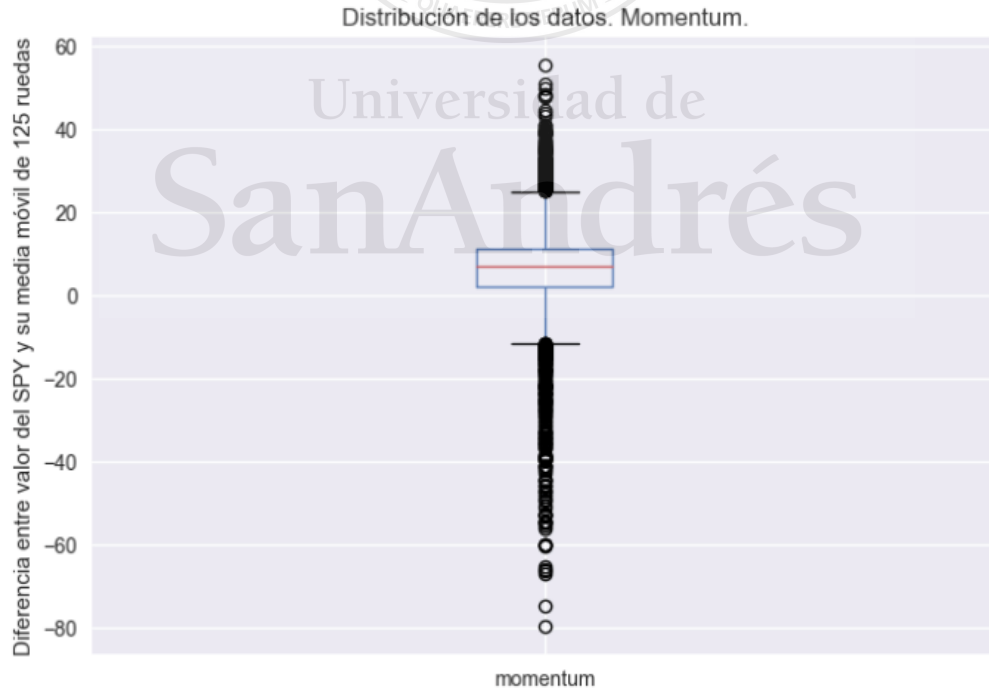


Ilustración 9: momentum.

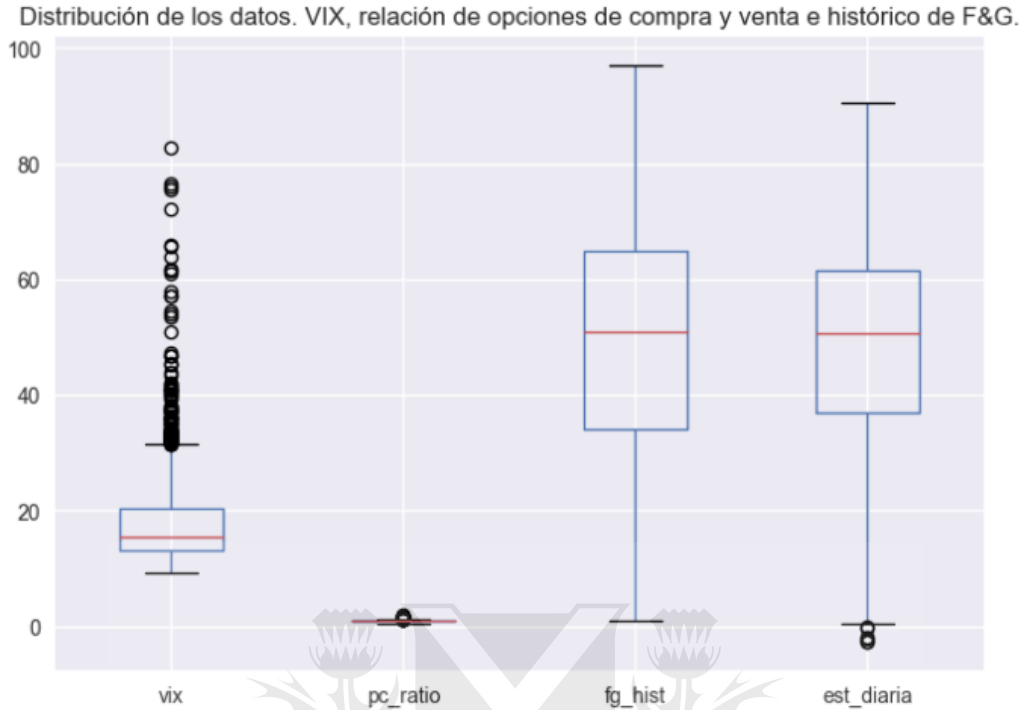


Ilustración 10: índice VIX, relación entre opciones de compra y venta, histórico F&G y estimación diaria por el índice construido.

Luego, en la ilustración 11 se pueden observar para los últimos setecientos cincuenta (750) datos (~3 años) el valor que obtuvo la CNN para su índice (de color azul y denominado “fg_hist” en la leyenda) y el obtenido por el modelo construido en el presente trabajo (de color verde y denominado “est_diaria” en la leyenda). Y a continuación, en la ilustración 12 se pueden observar nuevamente ambos índices, pero esta vez sobre los últimos doscientos cincuenta (250) datos (~1 año).

SanAndrés

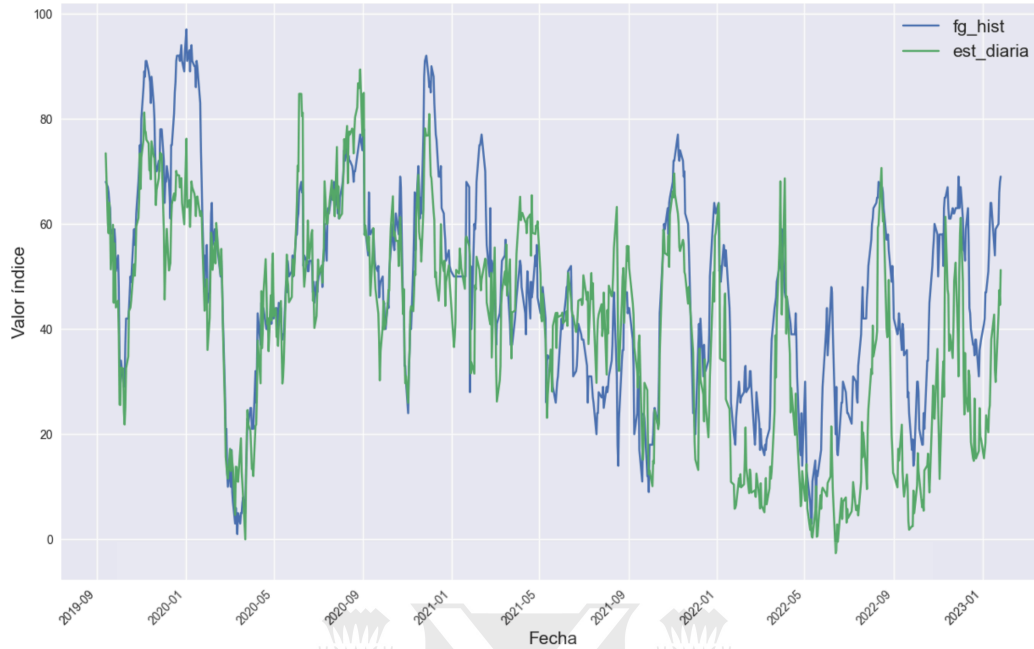


Ilustración 11: valores del F&G y el índice construido en este trabajo para los últimos 3 años.

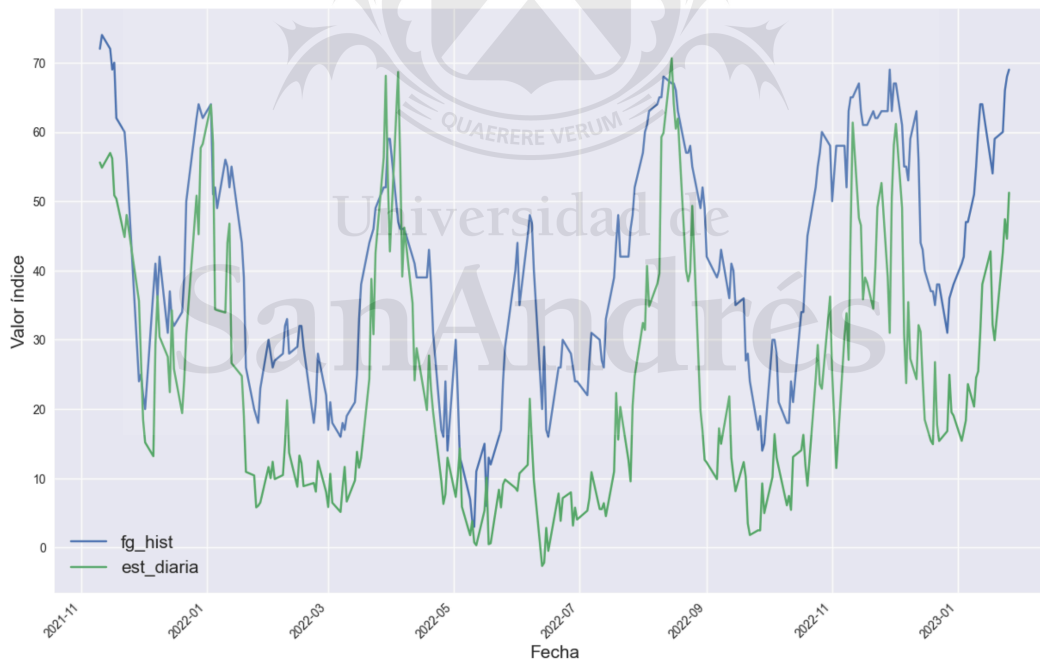


Ilustración 12: valores para el F&G y el índice construido en este trabajo para el conjunto de prueba.

Una vez obtenidos estos resultados se llevan a cabo dos pruebas estadísticas sobre la diferencia de los retornos de ambas series temporales para así intentar dar más información acerca del comportamiento del índice construido con respecto al de la CNN.

La primera es una prueba de ruido blanco en la que, al no poder rechazar la hipótesis nula (que la diferencia en retornos es ruido blanco), se podría decir que la diferencia en los retornos no contiene información adicional acerca de la estructura de correlación del índice de la CNN, lo que indicaría que el índice construido hace un buen trabajo al capturar dicha estructura. Y, por último, una prueba de diferencia de medias punto a punto donde se observa que hay evidencia estadística suficiente para poder rechazar la hipótesis nula de dicho test, la cual plantea que la media en la diferencia de los retornos es igual entre ambas series. Esto último se da de esta manera probablemente por la presencia de outliers que llevan a que las medias de los retornos no sean iguales.

Consecuentemente, un mayor análisis es necesario para dar soporte a la idea de que el índice construido en el presente trabajo replica al introducido por la CNN.

Para finalizar, también se realizó una prueba para medir cuál es el impacto de cada uno de los siete (7) factores en el resultado obtenido. Para esto se utiliza una librería de Python llamada “SHAP” que entrena el modelo con todas las combinaciones posibles de los parámetros de entrada y da la posibilidad de generar un gráfico en donde se observan los parámetros de entrada en el eje “Y” y el impacto en la salida del modelo (dependiendo de si el valor del parámetro es alto o bajo) a lo largo del eje “X”.

Ya que el gráfico es propiedad de la librería no se modifica de ninguna manera y se conserva en su idioma original. En la ilustración 13 se observa que los factores denominados “activos_seguros”, “momentum”, “bonos_basura” y “vix” por el presente trabajo son los que mayor impacto tienen en el resultado:

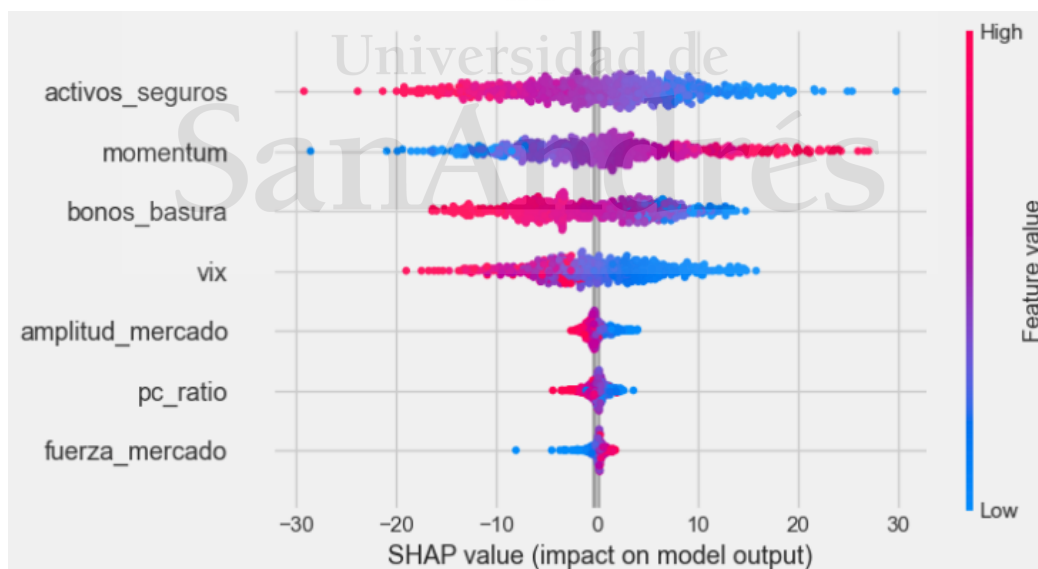


Ilustración 13: importancia de los factores utilizados en el resultado obtenido por el índice, hecho por la librería “SHAP” de Python.

Analizando el gráfico (y en particular los factores que más afectan a la salida del modelo) se puede decir lo siguiente:

- a) “activos_seguros”: valores altos de este factor tienen una correlación negativa con el valor del índice. Lo cual es totalmente lógico ya que, si la demanda por activos seguros es alta, eso quiere decir que los inversores están saliendo de activos riesgosos para refugiarse en activos más seguros. Que tienen miedo, y el valor del índice será bajo.
- b) “momentum”: está correlacionado positivamente con el valor del índice (valores altos hacen que el valor del índice sea alto) y esto es porque a mayor sea su valor, más grande es la diferencia entre el precio del S&P500 y la media móvil de ciento veinticinco (125) días. Lo que muestra que el índice está lejos de lo que los analistas técnicos llaman “soporte” lo cual da tranquilidad.
- c) “bonos_basura”: similar a lo que pasa con los “activos_seguros” pero en sentido contrario, una baja demanda de bonos basura indican que los inversores tienen menos apetito por el riesgo y por ende este factor hará que el valor del índice sea más bajo.
- d) “vix”: valores altos de este factor indican alta volatilidad, y cuando la volatilidad es alta el miedo es lo que abunda, por ende, se puede observar también esa correlación negativa con el valor del índice.

Teniendo en cuenta esto, se procedió a entrenar un modelo de iguales características que el anterior (diez (10) neuronas en la capa oculta y una salida), pero que sólo utiliza la información de estos cuatro (4) factores para entrenarse. Los gráficos de las estimaciones diarias calculadas con este nuevo modelo pueden observarse en las ilustraciones 14 y 15:

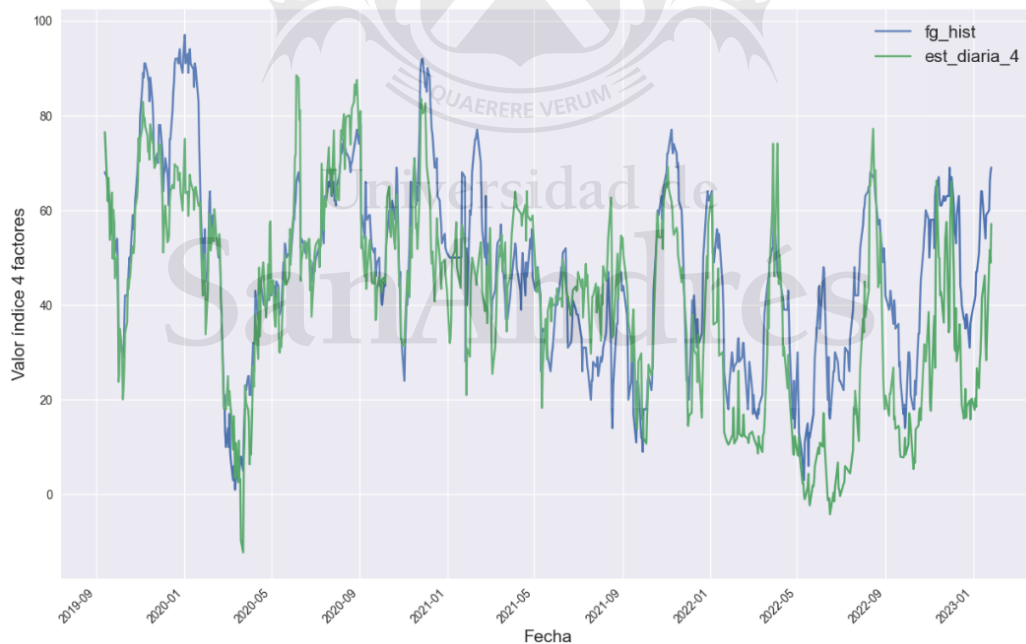


Ilustración 14: valores del F&G y el índice construido en este trabajo con cuatro (4) factores para los últimos 3 años.

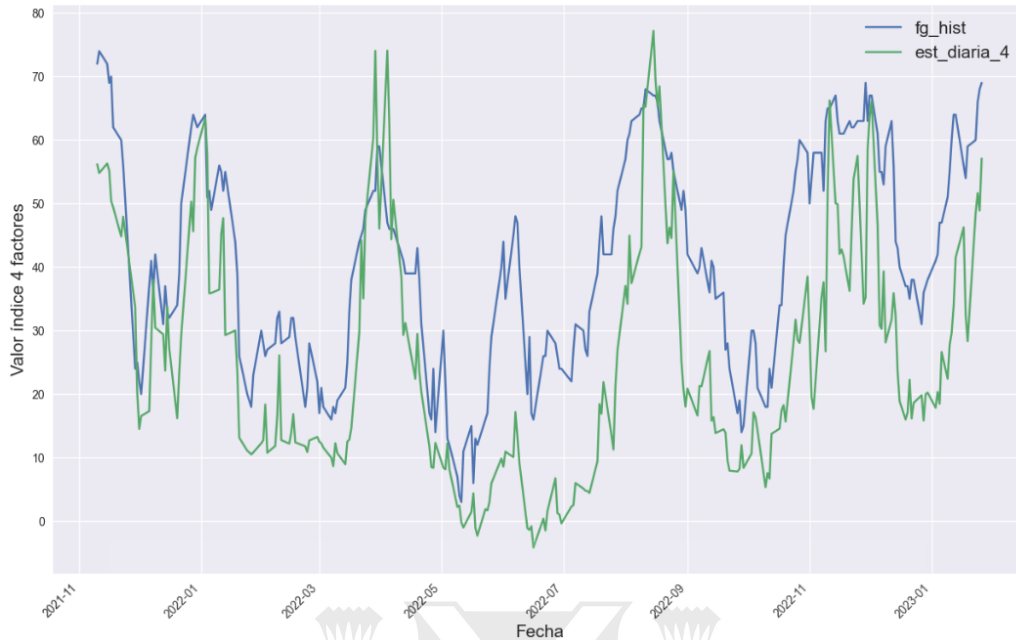


Ilustración 15: valores para el F&G y el índice construido en este trabajo con cuatro (4) factores para el conjunto de prueba.

Para finalizar esta comparativa, se grafican juntos los valores de las estimaciones diarias obtenidas con el modelo incluyendo los siete (7) factores y las del modelo que sólo incluye los cuatro (4) factores que más impacto tienen en el resultado (según la ilustración 13) del índice. Se observa que los valores son prácticamente los mismos en todo el gráfico (hay porciones en las que no se logran distinguir ambas líneas) con excepción de algunos pasajes. El mismo se observa en la ilustración 16:

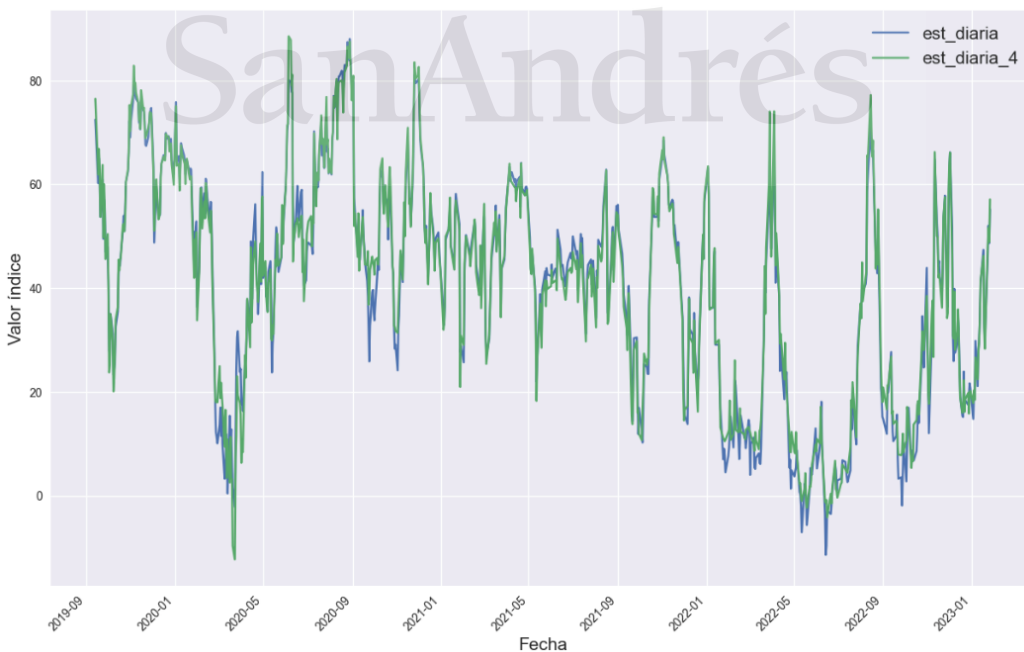


Ilustración 16: estimación diaria para el modelo entrenado con los siete (7) factores y el modelo entrenado con los cuatro (4) factores de mayor impacto.

4. Resultados

En esta sección se presentará la descripción de la estrategia de inversión, así como también el rendimiento que se obtuvo al hacer el backtest.

4.1. Estrategia

La estrategia comenzará sin posición alguna y luego tendrá en cuenta el valor para el día “t” del índice y tomará la decisión de compra, cierre de posición o venta para el día “t+1”. Se mantendrá la posición a menos que el resultado del día “t+n” indique lo contrario. Esto implica que no habrá operaciones intra diarias ya que el índice se calcula al final de cada día.

Es decir, si el valor del índice en el primer día de la estrategia está dentro de la zona de “codicia” (60-100), la directiva será de comprar hasta que un nuevo valor del índice, en un día posterior cualquiera, esté dentro de la zona de “neutralidad” (41-59) o “miedo” (0-40).

En el caso en que el valor esté dentro de la zona de neutralidad sólo se cerrará la posición, es decir, se compra si se estaba vendido y se vende si se estaba comprado. En el caso de que caiga dentro de la zona de “miedo”, habría que dar vuelta la posición y ahora en vez de estar comprado se estaría vendido y viceversa.

Se supone que cada operación se fondea con el total del capital al momento de ejecutarse dicha operación y se utilizará sólo un activo como vehículo, el ETF “SPY”.

4.2. Backtest

El backtesting se hará para los últimos 250 datos ya que son los valores diarios estimados por el modelo que quedaron afuera del conjunto de entrenamiento. Esto hace que sea más representativo si se piensa en ejecutar esta estrategia en el futuro con los valores obtenidos por este.

Los resultados fueron los siguientes:

- El backtesting de la estrategia teniendo en cuenta los resultados del índice construido dio un retorno del **-6.09% en un total de 17 operaciones.**
- La misma estrategia aplicada ahora teniendo en cuenta los resultados del índice F&G de la CNN dio un retorno del **-3.63% en un total de 19 operaciones.**
- Por último, el SPY haciendo una estrategia de “buy & hold” (comprar el primer día y vender el último) dio un retorno del **-10.4%.**

5. Conclusiones

Por todo lo anterior y según la investigación realizada, se puede concluir que el índice construido en este trabajo podría utilizarse para plantear una estrategia de inversión en base a él.

Por último, se muestran en la ilustración 17 el retorno acumulado para cada secuencia de operaciones, tanto para la estrategia que tenía en cuenta el índice construido como la que tenía en cuenta el índice de la CNN. Una curiosidad de la siguiente ilustración, y sólo como un comentario ya que no se profundizó en el análisis, es que pareciera que el movimiento del retorno de la estrategia planteada con el índice construido precede de alguna manera al movimiento de los retornos para la estrategia que utiliza el F&G de la CNN:

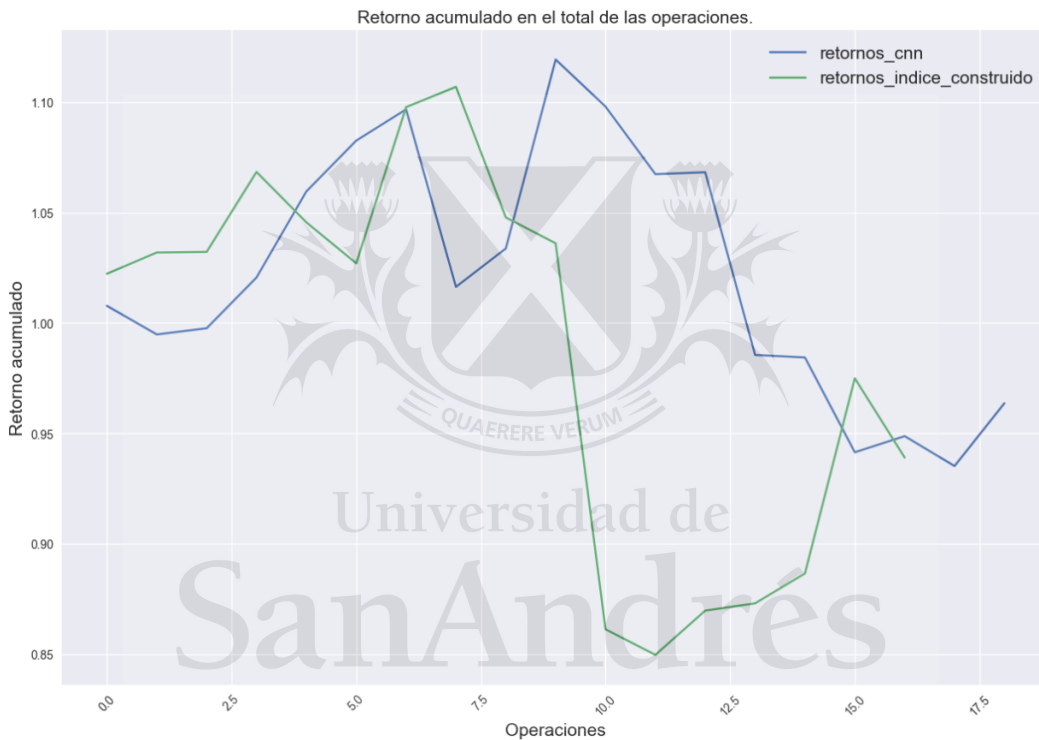


Ilustración 17: retornos acumulados para la estrategia planteada siguiendo el F&G y el índice construido.

6. Referencias

6.1. Bibliografía

- Barber, B. M., & Odean, T. (2001). Boys will be boys: Gender, overconfidence, and common stock investment. *The quarterly journal of economics*, 116(1), 261-292.
- DeBond, W., & Thaler, R. (1986). Does the stock market overreact? *Journal of Finance*, 40, 793- 807.
- Caporale, Guglielmo Maria & Gil-Alana, Luis & Plastun, Alex. (2017). Is Market Fear Persistent? A Long-Memory Analysis. 10.13140/RG.2.2.17061.29929.
- Chandra, Abhijeet. (2008). *Decision Making in the Stock Market: Incorporating Psychology with Finance*.
- Changsheng, Hu & Yongfeng, Wang. (2012). Investor Sentiment and Assets Valuation. *Systems Engineering Procedia*. 3. 166-171. 10.1016/j.sepro.2011.11.023.
- Jin, H., & Zhou, X. Y. (2013). Greed, leverage, and potential losses: A prospect theory perspective. *Mathematical Finance: An International Journal of Mathematics, Statistics and Financial Economics*, 23(1), 122-142.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision making under risk. *Econometrica*, 47, 263- 291.
- Liutvinavičius, M., Zubova, J., & Sakalauskas, V. (2017). Behavioural economics approach: Using investors sentiment indicator for financial markets forecasting. *Baltic Journal of Modern Computing*, 5(3), 275.
- Lo, A. W., Repin, D. V., & Steenbarger, B. N. (2005). Fear and greed in financial markets: A clinical study of day-traders. *American Economic Review*, 95(2), 352-359.
- Lo, A. W., & Repin, D. V. (2002). The psychophysiology of real-time financial risk processing. *Journal of cognitive neuroscience*, 14(3), 323-339.
- Morris, J. J., & Alam, P. (2012). Value relevance and the dot-com bubble of the 1990s. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 52(2), 243-255.
- Mullainathan, S., & Thaler, R. H. (2000). Behavioral economics (No. w7948). National Bureau of Economic Research.
- Qi, J., Du, J., Siniscalchi, S. M., Ma, X., & Lee, C. H. (2020). On mean absolute error for deep neural network based vector-to-vector regression. *IEEE Signal Processing Letters*, 27, 1485-1489.
- Ritter, J. R., & Welch, I. (2002). A review of IPO activity, pricing, and allocations. *The journal of Finance*, 57(4), 1795-1828.
- Schumaker, Rob & Zhang, Yulei & Huang, Chun-Neng & Chen, Hsiu-chin. (2012). Evaluating sentiment in financial news articles. *Decision Support Systems*. 53. 458-464. 10.1016/j.dss.2012.03.001.
- Shefrin Hersh, 2000, *Beyond Greed and Fear: Understanding Behavioral Finance and the Psychology of Investing*. Harvard Business School Press, 2000.
- Shiller, R.J., 2003, *From Efficient Market Theory to Behavioral Finance* (2003). *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 83-104.
- Smales, L. A. (2016). Risk-on/Risk-off: Financial market response to investor fear. *Finance Research Letters*, 17, 125-134.
- Sornette, D., & Cauwels, P. (2014). Financial bubbles: mechanisms and diagnostics. arXiv preprint arXiv:1404.2140.

- Srivastava, V. (2020). Impact of Fear and Greed in Financial Markets. Editorial Boards, 55.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1981). The framing of decisions and the psychology of choice. Science, 211, 453- 458.
-



Universidad de
San Andrés

6.2. Fuentes de datos

- VIX: API de Yahoo! Finance para Python.
- Demanda de bonos “basura”: se utiliza como aproximación los rendimientos diarios de los bonos que reporta la Reserva Federal den Saint Louis:
 - o a) “grado de inversión” web: fred.stlouisfed.org/series/BAMLC0A2CAAAY
 - o b) “bonos basura” web: fred.stlouisfed.org/series/BAMLH0A0HYM2EY
- Demanda por activos seguros: API de Yahoo! Finance para Python.
- Amplitud en el precio de las acciones: API de Yahoo! Finance para Python.
- El “momentum” del precio de las acciones: API de Yahoo! Finance para Python.
- Relación entre opciones de venta y compra: TradingView (<http://www.tradingview.com>) donde se puede encontrar el símbolo “PCC” que da el valor del “put call ratio” construido por la Chicago Board Options Exchange (CBOE).
- La fortaleza del precio de las acciones: API de Yahoo! Finance para Python.



Universidad de
San Andrés