


LÓGICA DIFUSA APLICADA A LA BOLSA DE VALORES

FUZZY LOGIC APPLIED TO THE STOCK MARKET

Recepción: 2022-10-10 - Aceptación: 2022-12-01

David Talledo

 ORCID ID 0000-0003-2459-4694

Universidad Ricardo Palma.

RESUMEN

Objetivos: Realizar un experimento con el uso de inteligencia artificial para reducir parcialmente la incertidumbre al invertir en la Bolsa de Valores. Demostrar, mediante el uso de lógica difusa, que es posible obtener resultados positivos y alta rentabilidad. **Métodos:** El enfoque de la investigación es cuantitativo experimental y cuali-cuantitativo descriptivo; se toma información micro y macroeconómica para experimentar con una acción de la Bolsa de Valores de Lima. Se analizan resultados cuali-cuantitativos de investigaciones previas. **Resultados:** Se demuestra que es posible utilizar inteligencia artificial para realizar mejores inversiones en la Bolsa de Valores. Además, se obtiene alta rentabilidad en el experimento. **Conclusiones:** El uso de inteligencia artificial y, específicamente, un algoritmo de lógica difusa, es efectivo para transmitir conocimiento, experiencia y reducir la incertidumbre al invertir en distintos mercados financieros. Sin embargo, aún hay mucho por desarrollar en este ámbito y ningún algoritmo debe considerarse como infalible.

Palabras clave: Ciencia de los datos; lógica difusa; bolsa de valores; inversión.

ABSTRACT

Objectives: Conduct an experiment with the use of artificial intelligence to partially reduce uncertainty when investing in the stock market. To demonstrate, through the use of fuzzy logic, that it is possible to obtain positive results and high profitability. **Methods:** The research approach is quantitative experimental and quali-quantitative descriptive; micro and macroeconomic information is taken to experiment with a stock of the Lima Stock Exchange. Quali-quantitative results from previous research are analyzed. **Results:** It is demonstrated that it is possible to use artificial intelligence to make better investments in the Stock Exchange. In addition, high profitability is obtained in the experiment. **Conclusions:** The use of artificial intelligence and, specifically, a fuzzy logic algorithm, is effective in conveying knowledge, experience and reducing uncertainty when investing in different financial markets. However, there is still much to be developed in this area and no algorithm should be considered infallible.

Keywords: Data science; fuzzy logic; stock exchange; investment.

INTRODUCCIÓN

Invertir en acciones de la Bolsa de Valores puede ser rentable y, en muchos casos, de bajo riesgo; esto siempre que el inversionista sepa de finanzas, conozca la empresa en la que invertirá y haga un análisis situacional técnico (Edwards, Magee y Bassetti, 2018), tanto de los eventos y actividades de la empresa que cotiza, como del contexto micro y macroeconómico en el que hará la inversión. Para conocer la situación de la empresa, el inversionista puede basar su análisis en noticias, reportes financieros, precios históricos de la acción, entre otros indicadores.

Por otro lado, para conocer el contexto micro y macroeconómico debe ser capaz de analizar los detalles políticos, sociales y económicos del entorno nacional y global. Una vez que el inversionista conoce los aspectos internos y externos, puede comenzar a invertir en la acción e ir adquiriendo experiencia en ella con el tiempo, llegando al punto donde el inversionista - ahora más experimentado - conoce cada detalle de la acción, desde puntos altos y bajos, políticas de dividendos, cuándo comprar acciones, cuándo venderlas o cuándo simplemente esperar y centrar su atención en otros mercados o acciones (Burak, Malmendier y Tate, 2008)

Una vez que el inversionista ya conoce la acción a los niveles mencionados, puede incluso predecir valores futuros y obtener grandes ganancias a partir de esta información; sin embargo, ¿qué sucede si el inversionista desea compartir esta información con otros (por ejemplo, la entidad financiera en la que trabaja - supuesto)? Se podría pensar que no hay manera de compartir el conocimiento y la experiencia, pero, tal como señalan Othman y Schneider (2010) y Shah, Isah y Zulkernine (2019), con la tecnología de hoy, ya es posible compartirla y, en esta investigación, planteamos hacerlo mediante el uso de inteligencia artificial, con algoritmos de lógica difusa. Dicho ello, el problema principal del estudio radica en determinar la viabilidad de disminuir la incertidumbre al realizar inversiones en el mercado de valores mediante el uso de tecnologías de inteligencia artificial. Asimismo, se plantea la hipótesis de que es factible reducir la incertidumbre al invertir en la Bolsa de Valores al utilizar inteligencia artificial, y el objetivo consiste en disminuir la incertidumbre al realizar inversiones en la Bolsa de Valores mediante el uso de tecnologías de inteligencia artificial.

En la antigüedad teníamos como una de las principales bases lógicas la Ley del Tercero Excluido, que daba lugar a la lógica bivaluada de Aristóteles. Sin embargo, conforme se avanzó en lógica y filosofía - con Heráclito, Sidhartha Gautama, y Platón, entre otros grandes pensadores -, las bases lógicas cambiaron, y dieron lugar a las bases para una lógica con matices, la lógica difusa. En la era moderna, pensadores como Engels, Hegel y Marx, cultivaron aún más este postulado. Sin embargo, no es sino hasta hace algunas décadas, en 1965, que el término “lógica difusa” es acuñado por Lotfi que introduce la lógica con valores infinitos (Voskoglou, 2018) Es justamente en estas bases lógicas que el inversionista experto podrá plasmar su conocimiento y experiencia para sí mismo y para otros (Zadeh, 1996)

En esta investigación se propone que, para la experimentación, los sistemas difusos sean programados en Python (Jupyter/Spyder), con reglas, parámetros y variables de entrada/salida, configurados por un inversionista experto en una acción particular. Una vez configurado el algoritmo, el cual tendrá en cuenta el conocimiento y experiencia del inversionista, factores micro y macroeconómicos, naturaleza de la acción y su empresa, precios históricos, etc., podrá asesorar a otros al invertir, reduciendo el riesgo y maximizando las ganancias.

El estudio se justifica ya que, si bien existen investigaciones y algoritmos que aplican sistemas difusos para recomendar o predecir el comportamiento de una o más acciones – como los algoritmos desarrollados por Dong y Wan (2009) y Lauguico, S., II, R. C., Alejandrino, Macasaet, Tobias, Bandala y Dadios (2019) –, la lógica difusa todavía no se aplica en toda su extensión en el ámbito financiero y aún tiene mucho potencial no explorado (Sanchez-Roger, Dolores y Sanchís-Pedregosa, 2019) De igual modo, existen distintos tipos de acciones, tanto a nivel teórico como práctico (Guy y Curry, 2022); por ello, los estudios previos o futuros basados en una o más acciones determinadas no son, necesariamente, directamente aplicables a la acción de esta investigación.

Para probar la efectividad del algoritmo desarrollado en este estudio se realizaron inversiones en una acción específica de la Bolsa de Valores de Lima entre los años 2021 y 2022 - iniciando el primero de enero de 2021 y cortando el primero de julio de 2022 -, teniendo en cuenta los consejos del algoritmo, y obteniendo resultados positivos (basados en el precio promedio de compra del portafolio y dividendos obtenidos)

MATERIALES Y MÉTODOS

Se empleó software básico, además se elaboró un algoritmo de lógica difusa que utiliza:

Python (Jupyter), como lenguaje de programación.
NumPy (librería para Python)
Scikit-Fuzzy (skfuzzy - librería para Python)
Matplotlib (librería para Python)

Si bien durante la experimentación no se utilizó gran capacidad de procesamiento para ejecutar el algoritmo de lógica difusa, es necesario tener muy en cuenta las características del equipo en caso se quiera implementar modelos de aprendizaje supervisado / no supervisado o redes neuronales para mejorar el análisis o realizar predicciones de mayor nivel en futuras investigaciones. En modelos más avanzados deberán manejarse grandes volúmenes de datos para algoritmos de esta naturaleza, por lo que será necesario contar con gran capacidad de procesamiento (Mercer, 2019) De igual modo, se utilizó un teléfono móvil para realizar las órdenes de compra de la acción de la Bolsa de Valores de Lima durante los años 2021 y 2022.

De igual modo, se utilizó un teléfono móvil para realizar las órdenes de compra de la acción de la Bolsa de Valores de Lima durante los años 2021 y 2022.

Métodos:

El enfoque de la investigación es cuantitativo experimental y cuali-cuantitativo descriptivo. En el ámbito teórico, a nivel general, se discuten investigaciones con bases cuali-cuantitativas descriptivas. Por otro lado, para el algoritmo de lógica difusa utilizado en el experimento, se toman, en su mayoría, variables cuantitativas (como precios históricos de la acción, indicadores financieros, tipo de cambio, etc) y algunas variables cualitativas (naturaleza y rubro de la empresa, noticias, políticas, eventualidades con impacto socioeconómico, etc.)

Para el desarrollo del algoritmo de lógica difusa se utilizan dos variables de entrada (cuantitativas continuas):

1. Valor actual de la acción: el precio en soles con el que la acción de la empresa cotiza en la bolsa durante las fechas evaluadas.
2. Tipo de cambio: USD/PEN durante las fechas evaluadas.

Y una variable de salida (cualitativa ordinal), la cual es una recomendación— dada por el algoritmo — en base a la situación de la acción. La situación de la acción es evaluada respecto a las variables de entrada.

Los parámetros y reglas fueron diseñados teniendo en cuenta la naturaleza de la acción, la cual se encuentra en un punto medio entre rigidez y volatilidad, dependiendo de la temporada y del panorama nacional y global.

Para el diseño general del algoritmo se tuvo en cuenta:

- Naturaleza y rubro de la empresa.
- Precios históricos de los últimos cinco años desde el inicio del experimento (2016 – 2021)
- Reportes financieros de los últimos cinco años desde el inicio del experimento (2016 - 2021)
- Noticias relacionadas a la empresa durante los últimos cinco años desde el inicio del experimento (2016 - 2021)
- Política de dividendos desde que la empresa empezó a cotizar en la Bolsa de Valores.
- Crisis económica, financiera y sanitaria, con inicio en el año 2020 (COVID-19).
- Variaciones en el tipo de cambio (dólar - sol) de los últimos cinco años desde el inicio de las pruebas (2016 - 2021), contando con un valor máximo USD/PEN de 4,1448 y un valor mínimo de 3,1987, según Bloomberg (2021)

Es necesario resaltar que las variables de entrada se seleccionan teniendo en cuenta el comportamiento histórico del precio de la acción y del tipo de cambio, observando el nivel de correlación con las variables anteriormente mencionadas, desde la política de dividendos hasta los distintos factores macroeconómicos. En el desarrollo del

algoritmo solo se toman en cuenta dos variables de entrada precisas que son influenciadas por factores micro y macroeconómicos para simplificar la aplicación del algoritmo y reducir el margen de error al dar la recomendación. Dado que el algoritmo solo busca recomendar y no predecir, es mejor utilizar pocas variables de entrada ya que, si se realiza un algoritmo más complejo – y, especialmente, si se añaden variables de entrada o reglas que no son estrictamente necesarias –, la precisión de la recomendación puede verse comprometida; esto se demuestra en el estudio realizado por Dong y Wan (2009)

Igualmente, las variables lingüísticas de entrada y salida que se tienen en cuenta en el sistema de inferencia difuso fueron seleccionadas con base en el expertise de un inversionista con amplia experiencia en la Bolsa de Valores. Además, se tiene muy en cuenta la influencia que tienen el precio y el tipo de cambio en la variación diaria para la compra y venta de las acciones.

Según lo presentado en la Tabla 1, son cinco las reglas difusas consideradas para reducir parcialmente la incertidumbre al invertir en la Bolsa de Valores; por otro lado, la elección de los fuzzy sets y el planteamiento de las reglas difusas se justifican y validan mediante las pruebas y experimentación recopiladas de un experto que viene invirtiendo por muchos años en la Bolsa de Valores.

Tabla 1

Leyes difusas utilizadas en el algoritmo.

Número	Reglas	Decisión
1	Si el precio es peligrosamente bajo y el tipo de cambio es bajo, o si el precio es peligrosamente bajo y el tipo de cambio es medio, o si el precio es peligrosamente bajo y el tipo de cambio es alto, o si el precio es bajo y el tipo de cambio es bajo.	El precio es muy bajo, zona de peligro, se recomienda análisis humano urgente.
2	Si el precio es bajo y el tipo de cambio es medio, o si el precio es bajo y el tipo de cambio es alto, o si el precio es medio y el tipo de cambio es bajo.	El precio es bajo, se recomienda comprar o esperar.
3	Si el precio es medio y el tipo de cambio es medio, o si el precio es medio y el tipo de cambio es alto, o si el precio es alto y el tipo de cambio es bajo.	El precio es medio, se recomienda esperar.
4	Si el precio es alto y el tipo de cambio es medio, o si el precio es alto y el tipo de cambio es alto, o si el precio es muy alto y el tipo de cambio es bajo.	El precio es alto, se recomienda vender o esperar.
5	Si el precio es muy alto y el tipo de cambio es medio, o si el precio es muy alto y el tipo de cambio es alto.	El precio es muy alto, se recomienda vender o realizar análisis humano urgente.

Fuente: Elaboración propia.

En base a este contexto, se obtuvieron las siguientes funciones de membresía de precios (en soles):

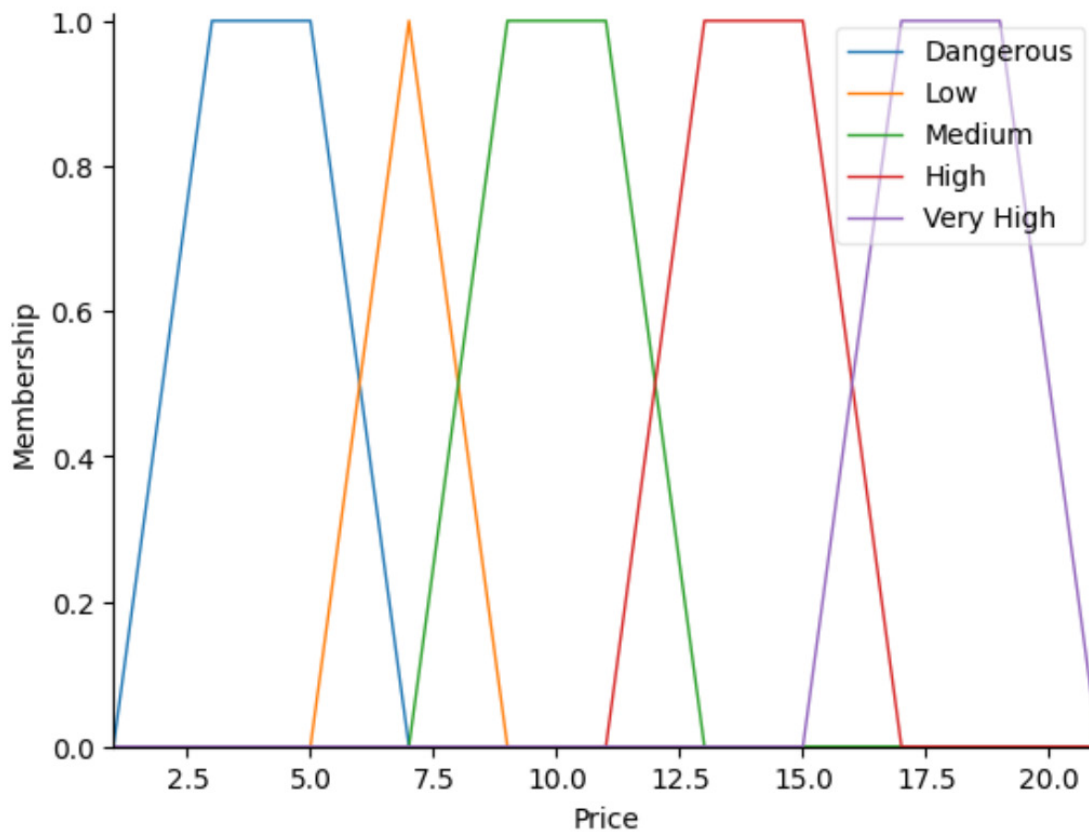


Figura 1. Estructura de las funciones de membresía para la categorización de precios de la acción evaluada en la Bolsa de Valores.

Fuente: Elaboración propia.

La figura 1 presenta las funciones de membresía para la categorización del precio. De forma difusa, indica en qué categoría se encuentra la acción de acuerdo a su valor.

Las inversiones en la acción estudiada se ordenaron a través de un bróker de una Sociedad Agente de Bolsa (SAB), con sede en Lima, Perú. Las órdenes de compra (inversión) se realizaron a través de varias llamadas telefónicas a la SAB. Dichas órdenes de compra durante los años de investigación se hicieron en base a los consejos dados por el algoritmo. Debido al contexto socio-económico (2021 - 2022), que se reflejó en los consejos del algoritmo, no se realizaron órdenes de venta durante la investigación.

RESULTADOS

La evaluación de resultados se basa en la rentabilidad total del portafolio y los dividendos obtenidos durante los años del experimento, en 2021 y 2022. Los valores de la acción se obtuvieron de acuerdo con los reportes de la Bolsa de Valores de Lima (2022)

La figura 2 muestra el comportamiento de la acción durante parte del periodo de pandemia COVID-19. Por otro lado, la Figura 3 retrata el comportamiento de la acción durante parte del periodo de prepandemia COVID-19.

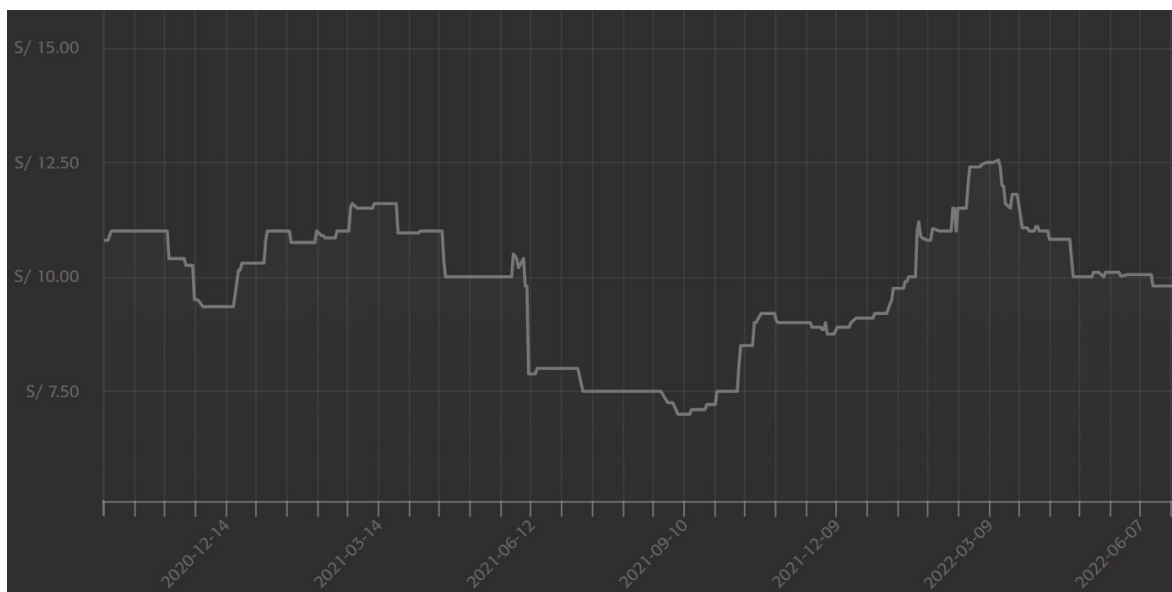


Figura 2. Comportamiento de la acción evaluada en el experimento, desde octubre de 2020 a julio de 2022.

Fuente: Bolsa de Valores de Lima (2022).

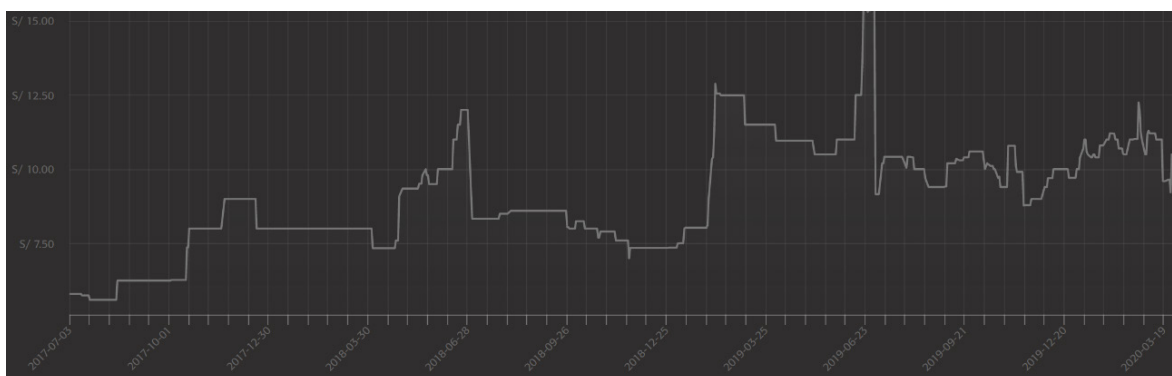


Figura 3. Comportamiento de la acción evaluada en el experimento, desde julio de 2017 a marzo de 2020

Fuente: Bolsa de Valores de Lima (2022)

Composición del portafolio:

El precio promedio de compra de acciones es inferior en 18,53% al valor actual de la acción durante el periodo de recesión y crisis – financiera (Yvonne Yue Li, 2022), económica (Fuentes, 2022), alimentaria (Noticias ONU, 2022), sanitaria (Money y Rong-Gong, 2022) y política (Richter, 2022) - del año 2022. Si se venden las acciones del portafolio al finalizar el experimento, se obtiene 18,53% de rentabilidad (adicional a la inversión total, sin contar dividendos)

Dividendos:

Tomando como base la inversión total; la rentabilidad de la acción, en cuanto a dividendos, fue del 16,29% (2021 – 2022)

En caso se decida vender el portafolio al finalizar el estudio (1 de julio de 2022), la rentabilidad total sería de 34,82% (sumando la rentabilidad del portafolio y los dividendos). Sin embargo, el algoritmo recomienda no vender aún, ya que el precio se encuentra en un punto medio (10,2 soles, con tipo de cambio - USD/PEN de 3,8423 - según Bloomberg, 2022)

La figura 4 muestra las funciones de membresía del nivel de instrucción que se obtuvo al finalizar la investigación (1 de julio de 2022), según el valor de la acción (10,2 soles) y tipo de cambio - USD/PEN 3,8423 (Bloomberg, 2022). Con un nivel de instrucción de 10,0818, el algoritmo indica que podría ser recomendable comprar (tendencia baja), pero es mejor esperar (tendencia alta).

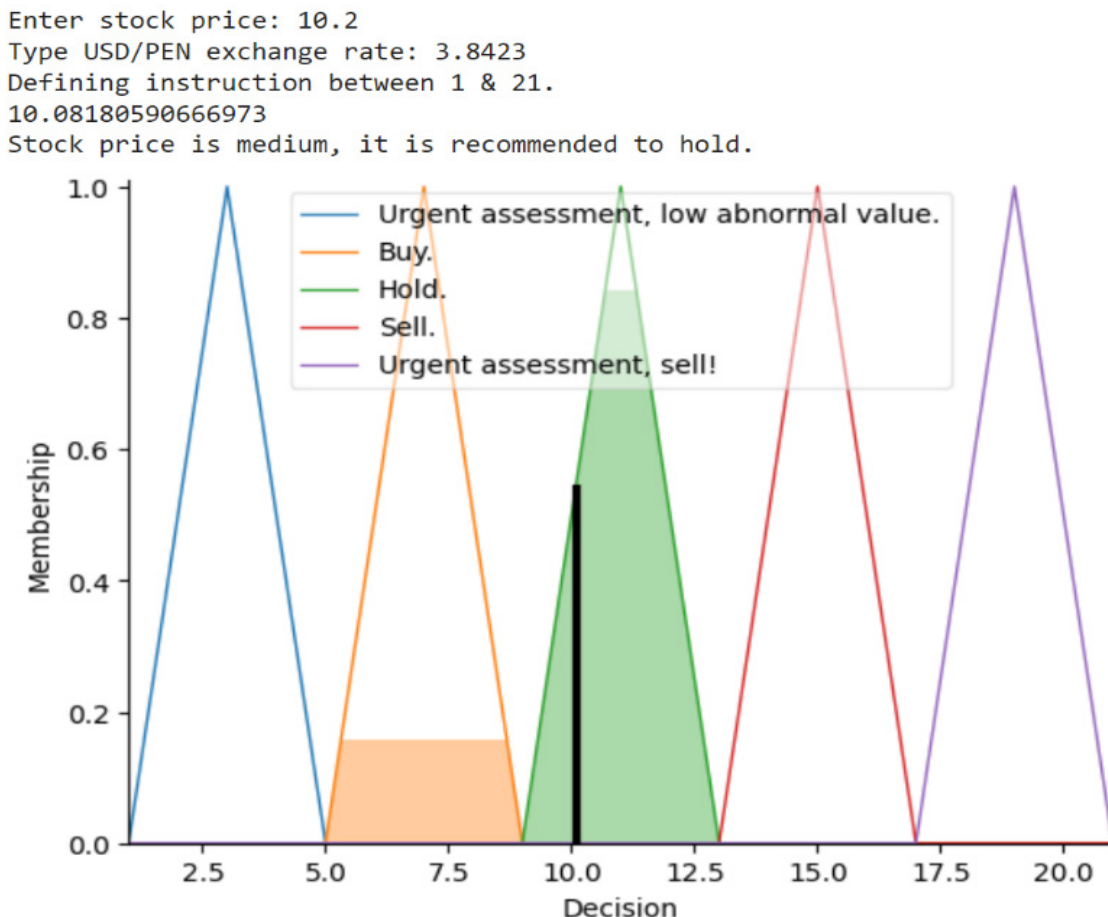


Figura 4. Funciones de membresía para el nivel de instrucción según el precio de la acción y el tipo de cambio al finalizar el estudio.

Fuente: elaboración propia.

Además de la situación final del experimento, es necesario comparar el estado actual del portafolio con otras situaciones importantes que se presentaron durante el periodo de estudio.

En todas las comparaciones, se debe entender como “estado actual del portafolio” únicamente al valor del precio promedio de compra final, ya que el valor total del portafolio varía en el tiempo (debido a fluctuaciones en el precio de la acción) y los dividendos no fueron entregados en su totalidad sino hasta la culminación del experimento. De igual modo, debe entenderse como inversión el monto total invertido al finalizar el experimento, no el valor total del portafolio.

El precio promedio de compra de las acciones es superior en 15,77% (pérdida) al valor de la acción en su punto más bajo durante los años de estudio - 2021 y 2022. Si se vendieran las acciones en una situación financiera similar a la que se presentó en este punto, la pérdida sería el 15,77% del valor total de la inversión. Cuando la acción llegó a este valor se realizó una orden de compra equivalente al 12,6% del monto total invertido entre los años 2021 y 2022, lo que incrementó la rentabilidad del portafolio.

Enter stock price: 7
 Type USD/PEN exchange rate: 3.894
 Defining instruction between 1 & 21.
 6.324895252570769
 Stock price is very low, urgent human analysis required.

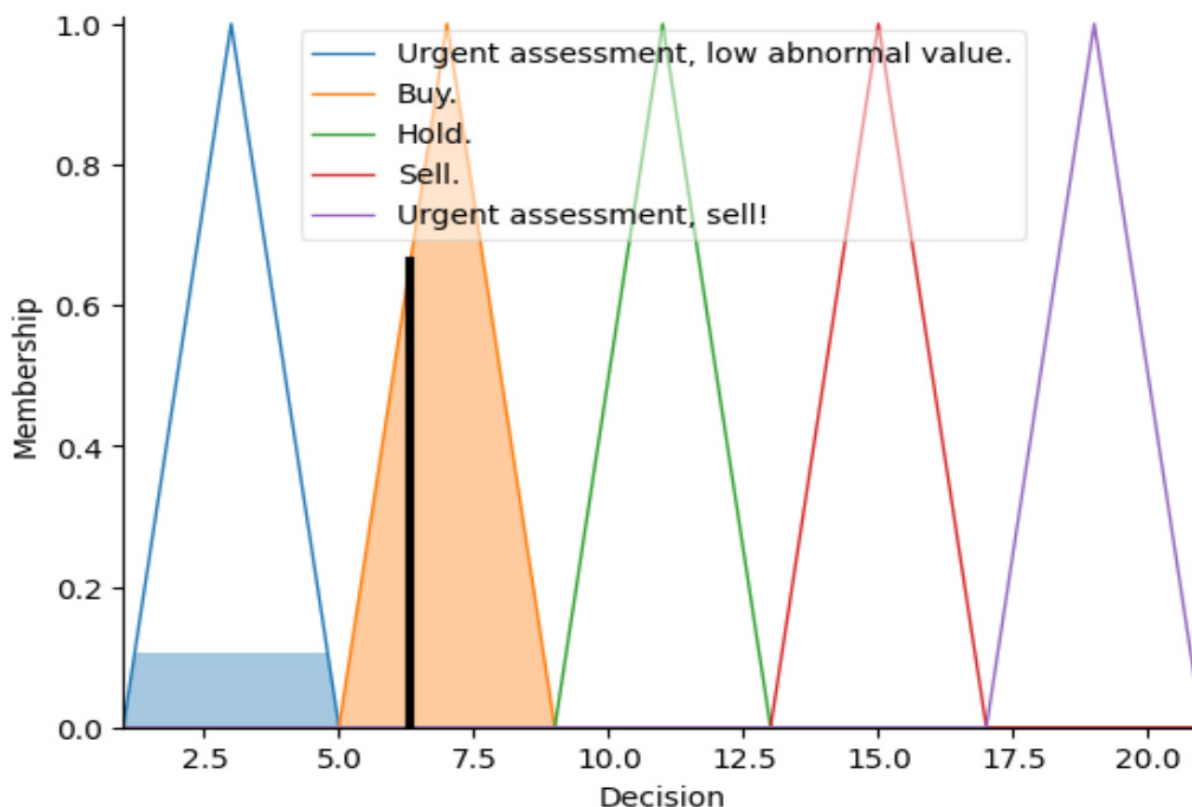


Figura 5. Funciones de membresía para el nivel de instrucción según el precio de la acción en su punto más bajo durante los años de investigación y el tipo de cambio correspondiente a esa fecha.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 5 muestra las funciones de membresía del nivel de instrucción que se obtuvo en el punto más bajo de la acción durante los años de investigación (7 soles) y el tipo de cambio en ese punto - USD/PEN 3,894 (Bloomberg, 2022) Con un nivel de instrucción de 6,3249, el algoritmo indica que el valor de la acción es peligrosamente bajo y es necesario que un especialista analice la situación; sin embargo, también da un fuerte indicador de compra, por lo que podría ser muy recomendable comprar.

Por otro lado, también podemos comparar el estado actual del portafolio con situaciones que se presentaron fuera del periodo de estudio pero que, de todas maneras, ayudan a comprobar la efectividad del algoritmo.

El precio promedio de compra de las acciones es superior en 32,61% (pérdida) al valor de la acción en su punto más bajo durante los últimos cinco años. Si se vendieran las acciones en una situación financiera similar a la que se presentó en este punto, la pérdida sería el 32,61% del valor total de la inversión.

Enter stock price: 5.6
Type USD/PEN exchange rate: 3.2381
Defining instruction between 1 & 21.
4.262145897401972
Stock price is very low, urgent human analysis required.

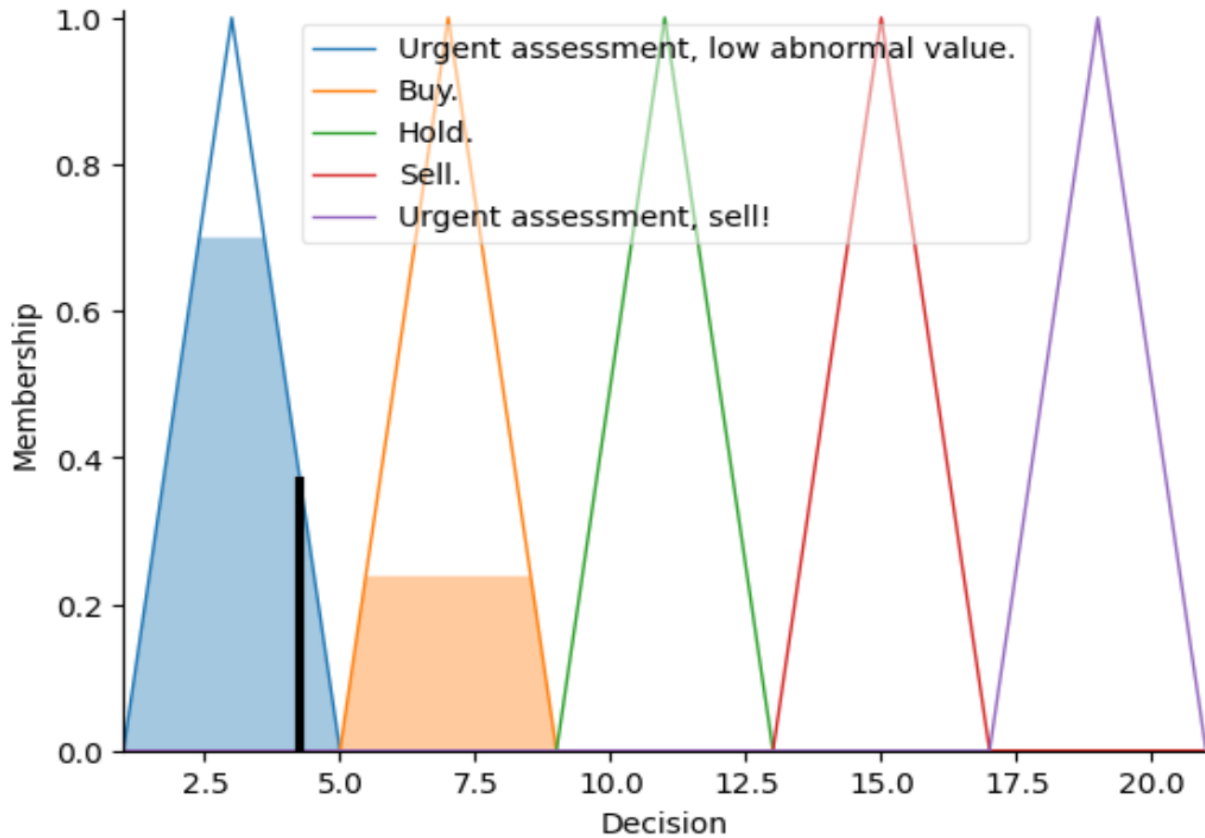


Figura 6. Funciones de membresía para el nivel de instrucción según el precio de la acción en su punto más bajo durante los últimos 5 años y el tipo de cambio correspondiente a esa fecha.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 6 muestra las funciones de membresía del nivel de instrucción en caso el valor de la acción volviese al punto más bajo de los 5 años previos a 2022 (5,6 soles) y el tipo de cambio en ese punto - USD/PEN 3,2381 (Bloomberg, 2022). Con un nivel de instrucción de 4,2621, el algoritmo indica que el valor de la acción es peligrosamente bajo y es necesario que un especialista analice la situación. De igual modo, señala que hay un ligero indicador de compra, pero, en un caso extremo como este, es más recomendable que un especialista analice a fondo la situación antes de tomar cualquier decisión.

El precio promedio de compra de las acciones es inferior en 44,40% al valor de la acción a finales de 2019 (antes de la crisis sanitaria, económica y financiera en 2020). Si se vendieran las acciones en una situación financiera similar a la de este periodo, se obtendría 44,40% de rentabilidad (adicional a la inversión total).

Enter stock price: 12
 Type USD/PEN exchange rate: 3.4112
 Defining instruction between 1 & 21.
 10.820396997640694
 Stock price is medium, it is recommended to hold.

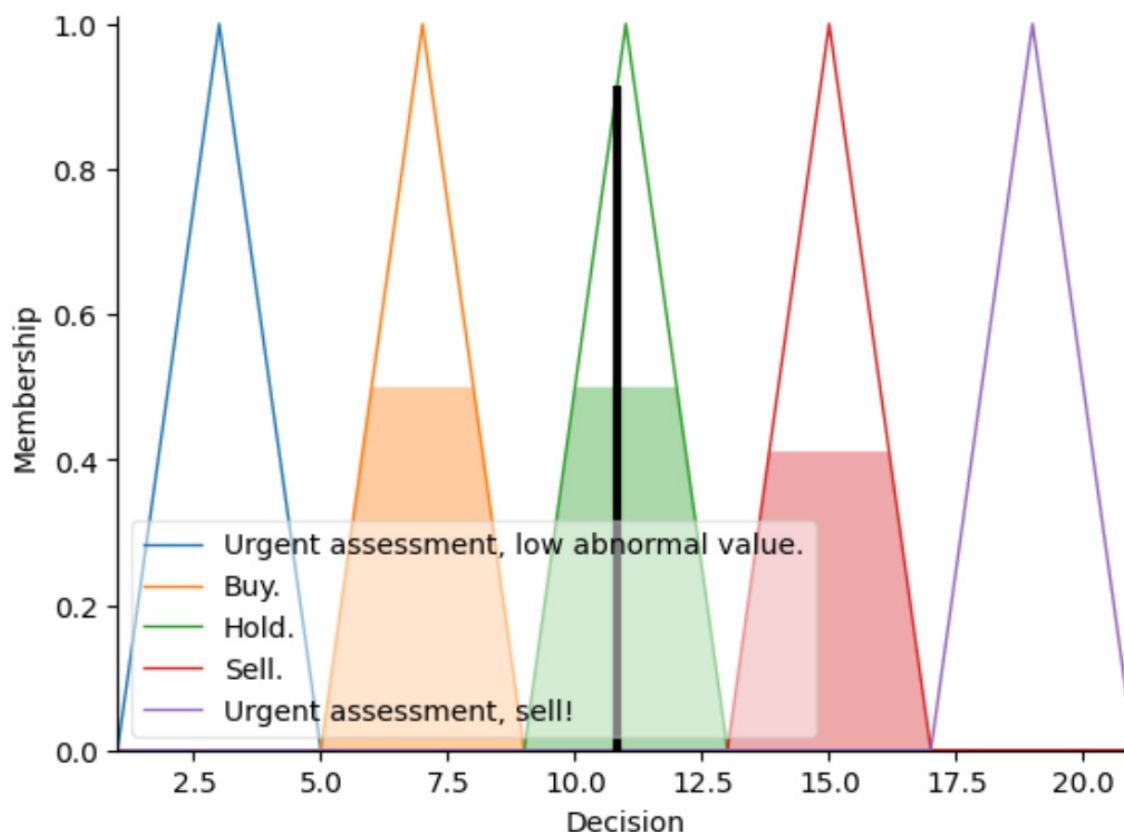


Figura 7. Funciones de membresía para el nivel de instrucción según el precio de la acción a finales de 2019 y el tipo de cambio correspondiente a esa fecha.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 7 muestra las funciones de membresía del nivel de instrucción en caso el valor de la acción volviese al valor en el que se encontraba a finales de 2019 e inicios de 2020 (12 soles) y el tipo de cambio en ese punto - USD/PEN 3,4112 (Bloomberg, 2022). Con un nivel de instrucción de 10,8204, a nivel general, el algoritmo indica que el precio se encuentra en un valor medio, por lo que recomienda esperar. Sin embargo, dependiendo del inversionista, su portafolio, y el precio promedio de compra de sus acciones, podría ser recomendable comprar o vender.

El precio promedio de compra de las acciones es inferior en 92,53% al valor de la acción en su punto más alto durante el año 2019. Si se vendieran las acciones en una situación financiera similar a la que se presentó en este punto, se obtendría 92,53% de rentabilidad (adicional a la inversión total)

Enter stock price: 16
Type USD/PEN exchange rate: 3.2943
Defining instruction between 1 & 21.
14.504467457941336
Stock price is high, it is recommended to sell or hold.

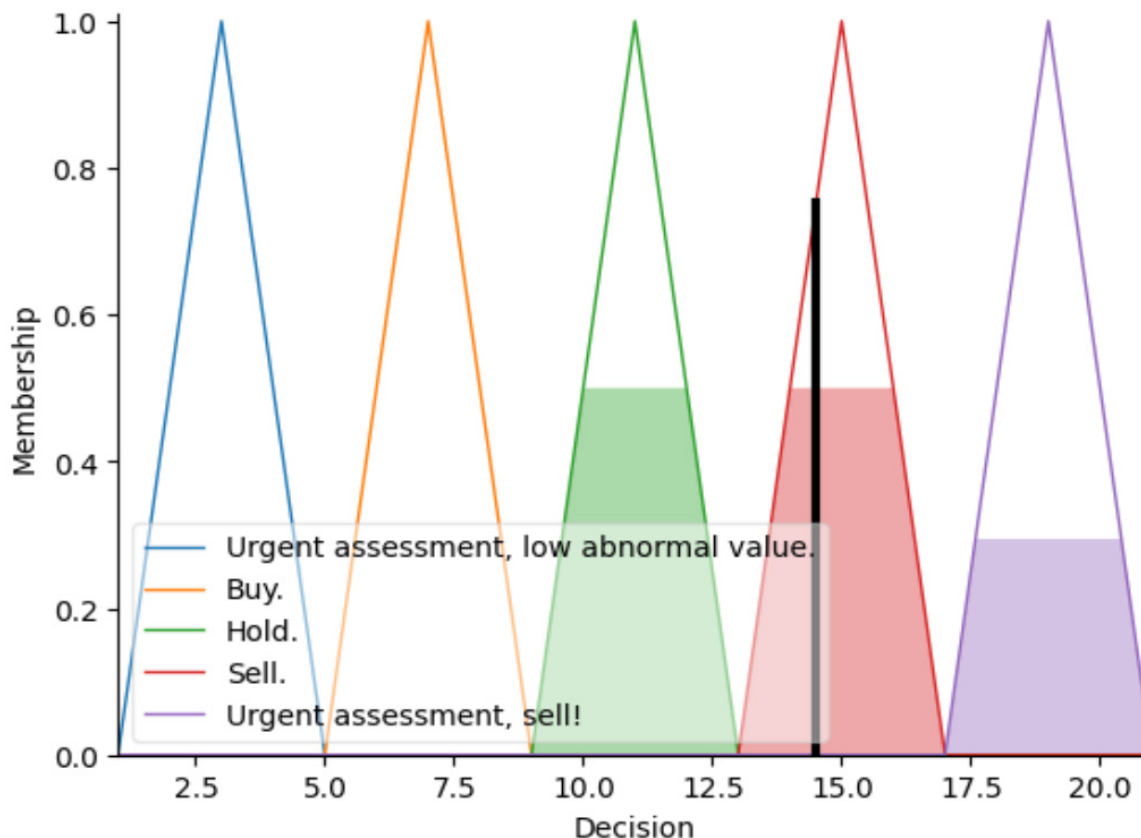


Figura 8. Funciones de membresía para el nivel de instrucción según el precio de la acción en su punto más alto durante el año 2019 y el tipo de cambio correspondiente a esa fecha.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 8 muestra las funciones de membresía del nivel de instrucción en caso el valor de la acción volviese al punto más alto del año 2019 (16 soles) y el tipo de cambio en ese punto USD/PEN 3,2943 (Bloomberg, 2022). Con un nivel de instrucción de 14,5045, el algoritmo indica que el precio es alto y es recomendable vender. Hay un ligero indicador de que el precio es muy alto (recomendando evaluación humana), lo que podría significar que el valor de la acción se encuentra por encima de su máximo histórico y se refuerza el consejo de vender.

DISCUSIÓN

El uso de un algoritmo de lógica difusa para transmitir conocimiento y experiencia es efectivo. Un algoritmo de lógica difusa que da consejos de inversión en la Bolsa de Valores puede ser efectivo en base a la naturaleza de la acción, así como el conocimiento y la experiencia del inversionista, tal como se demostró en el experimento realizado con una acción en la Bolsa de Valores de Lima.

Sin embargo, tal como mencionan Sanchez-Roger *et al.* (2019), es importante que se realicen más investigaciones relacionadas a la aplicación de lógica difusa en el ámbito financiero. Si bien dichas investigaciones aumentaron en los últimos años – pasando de menos de 10 investigaciones por año en la década de los 90 a más de 70 en los últimos cinco años -, aún queda un largo camino por recorrer para maximizar el potencial del uso de lógica difusa en finanzas.

Sanchez-Roger *et al.* (2019) señalan que, de las investigaciones relacionadas a lógica difusa aplicadas a mercados financieros; el 60% busca realizar pronósticos, el 23% se centra en el manejo de portafolios, el 7% trata de mejorar la negociación y toma de decisiones, y el 10% realiza valoración de activos financieros. Tomando dichas categorías, se puede afirmar que este estudio busca principalmente mejorar el manejo de portafolios, así como la negociación y toma de decisiones.

Es necesario resaltar que, si bien es muy importante para el mercado financiero que se realicen más investigaciones relacionadas, debemos tener en cuenta siempre el riesgo inherente de cada empresa, rubro y el contexto financiero económico global/internacional. En ese sentido Lauguico *et al.* (2019) logran desarrollar un algoritmo que, en cierto modo, predice tendencias futuras y da consejos en base a ello:

El algoritmo de ejecución para la negociación de acciones utilizando un controlador de lógica difusa fue introducido en este artículo para minimizar el error humano al realizar análisis técnico y cambios inesperados en el mercado. Los parámetros de entrada fueron calculados basándose en la fórmula derivada de las Bandas de Bollinger (BB). La primera prueba se realizó con entradas de prueba. El mismo sistema de la simulación fue implementado y hecho con la integración a una interfaz de usuario. El sistema obtiene los precios de cierre y apertura, y las BB para comparar relativamente los gráficos de vela con las tres bandas [...]

[...] El sistema de inferencia difuso tuvo 48 reglas para asesorar y evaluar las funciones de membresía. Después de 36 evaluaciones distintas, fue posible comprobar que el sistema tiene una precisión del 94,44% al señalar qué acción se debería tomar para obtener posibles futuras ganancias [...] (p. 5)

En su investigación, Lauguico *et al.*, toman el valor de una acción en diciembre de 2018 para obtener un resultado; dicho resultado deja señal de compra de 94,44% (fuerte), lo que se interpreta como que es recomendable comprar acciones, ya que en el futuro el valor de dicha acción muy probablemente (94,44%) suba. El experimento fue exitoso, el valor de la acción subió significativamente unos meses después de la recomendación.

A pesar del éxito del experimento de Lauguico *et al.*, tanto al recomendar como predecir el comportamiento de la acción, es necesario tomar muy en cuenta el riesgo inherente que existe al intentar predecir valores futuros; existen infinitas variables, especialmente externas, muchas de ellas invisibles e incontrolables, que pueden hacer que las predicciones fallen por un margen muy significativo. Un ejemplo de ello fue la aparición de la COVID-19 en 2019 y su propagación a nivel global durante el año 2020. La aparición de la COVID-19 fue inesperada para la mayoría de inversionistas, generando la mayor caída de la última década en los mercados financieros a nivel global (S&P Dow Jones Índices, 2022)

Bajo dicha premisa, esto también debe aplicarse al desarrollar algoritmos de recomendación, tratando de tener en cuenta la mayor cantidad de variables necesarias, de modo que la recomendación sea más acertada bajo cualquier escenario. De igual modo, los algoritmos de recomendación, como el ejecutado en el ejemplo de esta investigación, deben ir ajustándose, a fin de no quedar obsoletos con el paso del tiempo o ante cualquier eventualidad que cambie las tendencias del mercado. Esto también debe aplicarse en algoritmos más avanzados, como modelos de aprendizaje supervisado / no supervisado, redes neuronales, etc.

Los algoritmos de recomendación basados en lógica difusa pueden aplicarse en la mayoría de los mercados financieros, tal como lo demuestran Dong y Wan (2009) en su estudio de un enfoque difuso de la sincronización bursátil. Aplican lógica difusa en varias acciones para tomar decisiones de compra y venta. Utilizan 25 reglas para cada uno de los tres tipos de tendencia del mercado financiero (alza, baja y común). En su investigación, desarrollan un algoritmo de lógica difusa capaz de predecir y dar recomendaciones para un tipo de acción en China (A-Share). Al aplicar cambios al conjunto de reglas el algoritmo se vuelve más efectivo, sin embargo, es menos preciso en algunas recomendaciones y predicciones. *Es necesario destacar que las A-Shares son acciones de empresas chinas, solo cotizan en territorio chino, y solo pueden operarse con la moneda local (yuan)*

Si bien el algoritmo desarrollado por Dong y Wan (2009) se volvió más efectivo aplicando un conjunto de reglas más complejo, también algunas de las recomendaciones y predicciones se volvieron poco precisas y contradictorias. En esta situación, los autores proponen un ajuste en la sensibilidad de las funciones de membresía.

A nivel general, el algoritmo de Dong y Wan (2009) es efectivo con las acciones trabajadas y la mayoría tiene un retorno positivo en casi todas las evaluaciones del portafolio.

Es necesario mencionar que, tal como se observó durante el experimento, un algoritmo de recomendación que no busca predecir puede ser menos riesgoso que los algoritmos predictivos, pero, tal como mencionan Wagner y Lau (1971), un menor riesgo usualmente significará un menor retorno. Si se compara el algoritmo desarrollado en el experimento con los utilizados por Lauguico *et al.*, o por Don y Wan, se observará que el algoritmo enfocado netamente a recomendar es mucho más seguro en escenarios de incertidumbre (por ejemplo, frente a una crisis política, sanitaria o económica), pero muy probablemente obtendrá menores retornos frente a los algoritmos predictivos en escenarios de mayor estabilidad.

En resumen, el algoritmo de recomendación utilizado en el experimento podría ser de mayor utilidad para inversionistas con cierta aversión al riesgo, mientras que los algoritmos predictivos, como los desarrollados por Lauguico *et al.*, o por Dong y Wan, se ajustarán mejor a las necesidades de inversionistas dispuestos a asumir mayores riesgos a cambio de un mayor retorno.

Bajo ninguna circunstancia debe considerarse un algoritmo como “infalible” cuando se trata de mercados financieros. De momento, la tecnología en inteligencia artificial no puede reemplazar a la inteligencia humana en las finanzas (Sahakian, Cuzzolin y Buczynski 2022)

Agradecimientos

Se agradece al Dr. David Esteban por su orientación en la edición del artículo, así como por sus enseñanzas respecto a la normativa APA durante mis estudios en la Escuela de Administración de Negocios Globales (URP), al Dr. Hugo Noriega por sus enseñanzas y consejos financieros durante mis estudios en la Escuela de Administración de Negocios Globales (URP), y al Dr. Pedro Huamaní por sus enseñanzas sobre las aplicaciones de lógica difusa y la normativa APA durante mis estudios en la Escuela de Posgrado, Maestría en Ciencia de los Datos (URP); sin ellos no habría sido posible el desarrollo de este estudio.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bloomberg. (2022). *USDPEN:CUR*. [bloomberg.com/quote/USDPEN:CUR](https://www.bloomberg.com/quote/USDPEN:CUR)
- Bloomberg. (2022). *S&P 500 INDEX*. [bloomberg.com/quote/SPX:IND](https://www.bloomberg.com/quote/SPX:IND)
- Bolsa de Valores de Lima. (2022). *Listado de Empresas*. [bvl.com.pe](https://www.bvl.com.pe)
- Burak, A., Malmendier, U., & Tate, G. (2008). Financial expertise of directors. *Journal of Financial Economics*, 88(2), 323-354. [10.1016/j.jfineco.2007.05.009](https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.05.009)
- Dong, C., & Wan, F. (2009). *A Fuzzy Approach to Stock Market Timing*. 2009 7th International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS). [10.1109/icics.2009.5397661](https://doi.org/10.1109/icics.2009.5397661)
- Edwards, R. D., Magee, J., & Bassetti, W. H. C. (2018). *Technical Analysis of Stock Trends* (11va ed.). CRC Press. [10.4324/9781315115719](https://doi.org/10.4324/9781315115719)
- Fuentes, M. (2022, julio 2). Crisis de suministros, comercio e inflación toma desprevenida a Latinoamérica. *Swissinfo*. [swissinfo.ch/spa/latinoam%C3%A9rica-crisis_crisis-de-suministros--comercio-e-inflaci%C3%B3n-toma-desprevenida-a-latinoam%C3%A9rica/47722370](https://www.swissinfo.ch/spa/latinoam%C3%A9rica-crisis_crisis-de-suministros--comercio-e-inflaci%C3%B3n-toma-desprevenida-a-latinoam%C3%A9rica/47722370)
- Guy, E., & Curry B. (2022, febrero 10). What Are The Different Types Of Stock?. *Forbes*. [forbes.com/advisor/investing/types-of-stock/](https://www.forbes.com/advisor/investing/types-of-stock/)

- Lauguico, S., II, R. C., Alejandrino, J., Macasaet, D., Tobias, R. R., Bandala, A., & Dadios, E. (2019). *A Fuzzy Logic-Based Stock Market Trading Algorithm Using Bollinger Bands*. 2019 IEEE 11th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM). ieeexplore.ieee.org/document/9072734
- Money L., & Rong-Gong Lin II. (2022, julio 2). New ultra-contagious Omicron subvariants BA.4, BA.5 worsening California coronavirus wave. *Los Angeles Times*. latimes.com/california/story/2022-07-02/covid-persistent-threat-in-california-thanks-to-ba-4-ba-5
- Mercer, O. (2019, enero 16). Big Data Requires Bigger Hardware. *The Data Administration Newsletter*. tdan.com/big-data-requires-bigger-hardware/24339
- Othman, S., & Schneider, E. (2010). *Decision making using fuzzy logic for stock trading*. 2010 International Symposium on Information Technology. 10.1109/itsim.2010.5561564
- Richter, F. (2022, junio 30). War in Ukraine Is Setting Back the Global Economy. *Statista*. statista.com/chart/27699/global-gdp-growth-projections-for-2022-pre-and-post-war-outbreak/
- Sahakian, J. B., Cuzzolin, F., & Buczynski, W. (2022, febrero 22). Humans Vs. AI: Here's Who's Better at Making Money in Financial Markets. *BRINK News*. brinknews.com/humans-vs-ai-heres-whos-better-at-making-money-in-financial-markets/
- Sanchez-Roger, M., Dolores, M., & Sanchís-Pedregosa, C. (2019). Fuzzy Logic and Its Uses in Finance: A Systematic Review Exploring Its Potential to Deal with Banking Crises. *Mathematics*, 7(1091), 1-23. 10.3390/math7111091
- Shah, D., Isah, H., & Zulkernine, F. (2019). Stock Market Analysis: A Review and Taxonomy of Prediction Techniques. *International Journal of Financial Studies*, 7(2), 26. 10.3390/ijfs7020026
- S&P Dow Jones Indices. (2022). *S&P 500*. spglobal.com/spdji/es/indices/equity/sp-500/#overview
- Una oculta crisis alimentaria en América Latina alienta aún más la migración en el continente (2022, junio 14). *Noticias ONU*. news.un.org/es/story/2022/06/1510262
- Voskoglou, M. (2018). Fuzzy Logic: History, Methodology and Applications to Education. *Sumerianz Journal of Education, Linguistics and Literature*, 1(1), 10-18. [sumerianz.com/pdf-files/sjell1\(1\)10-18.pdf](https://sumerianz.com/pdf-files/sjell1(1)10-18.pdf)
- Wagner, W. H., & Lau, S. C. (1971). The Effect of Diversification on Risk. *Financial Analysts Journal*, 27(6), 48-53.
- Yvonne Yue Li. (2022, junio 8). Ante temores de crisis financiera, bancos centrales aumentarían tenencias de oro. *Bloomberg Línea*. bloomberglinea.com/2022/06/08/ante-temores-de-crisis-financiera-bancos-centrales-aumentarian-tenencias-de-oro/
- Zadeh, L. A. (1996). *Knowledge Representation in Fuzzy Logic*. *Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, and Fuzzy Systems*, 764-774. doi:10.1142/9789814261302_0039
- Correo electrónico: david.a.talledo.e@gmail.com