



Detección adaptativa de patrones gráficos repetitivos FOREX

Yugo Leng Yong¹ · Yunli Lee² · David Chek Ling Ngo²

Recibido: 11 de marzo de 2019 / Aceptado: 26 de noviembre de 2019
 © Springer-Verlag London Ltd., parte de Springer Nature 2019

Resumen

El ecosistema financiero global ha evolucionado y madurado junto con la economía mundial en constante cambio que se volvió cada vez más complicada debido a la globalización. Dado que los comerciantes a menudo se ven inundados con información de diversas fuentes al formular estrategias comerciales, se han desarrollado numerosos métodos de análisis para facilitar el proceso de toma de decisiones. Sin embargo, factores como la experiencia previa y el conocimiento del comerciante, así como varios factores psicológicos, a menudo influyen en la decisión comercial final. Centrándose en el análisis basado en gráficos, todavía tiene inconvenientes debido a las propiedades de distorsión del tiempo de los patrones de gráficos y la dependencia de una gran cantidad de patrones de gráficos predefinidos. Por lo tanto, con el fin de abordar las lagunas en la investigación de FOREX, el documento se esfuerza por proponer un nuevo algoritmo de detección de gráficos. La implementación de la segmentación automática dentro del algoritmo utiliza una regresión lineal por partes para detectar patrones gráficos dentro de los datos históricos de FOREX.

Al extraer con éxito los patrones de gráficos repetitivos y luego establecer sus similitudes utilizando Agglomerative Hierarchical Clustering, la información proporcionada podría usarse para ayudar a los comerciantes a solidificar sus decisiones de inversión. Los resultados experimentales obtenidos muestran que los patrones de gráficos repetitivos pueden detectarse y extraerse con éxito de los datos históricos de FOREX.

Palabras clave Tendencias repetitivas · Análisis de mercado FOREX · Análisis técnico · Detección de patrones de gráficos

1. Introducción

El mercado FOREX es sin duda el mercado financiero más grande y más líquido del mundo [1, 2] con un volumen promedio diario de negociación que superó el umbral del billón de dólares desde el año 1995 [3]. Dado que los comerciantes a menudo se esfuerzan por maximizar la rentabilidad al operar, la capacidad de analizar y pronosticar el precio de cambio de divisas es esencial para determinar el curso de acción posterior al operar. Por lo tanto, se requiere una comprensión de cómo los diversos factores externos afectan el precio de cambio de moneda al predecir sus valores futuros. Un amplio conocimiento del complejo ecosistema financiero requiere un estudio exhaustivo de las características subyacentes y la mecánica del comercio de divisas, a saber:

- Cómo funciona el comercio de FOREX (desde las reglas básicas de comercio hasta las diversas plataformas de comercio y predicción).
- Suficiente conocimiento de los diferentes tipos de datos comerciales proporcionado/disponible.
- La utilización de varios métodos de análisis para FOREX pronóstico del mercado.

Dado que el tema de las operaciones con FOREX es demasiado amplio para tratarlo en su totalidad en el documento, en la siguiente literatura de Baiynd [4], Coulling [5], se encuentra disponible información adicional relacionada con las características generales del mercado FOREX y los tecnicismos de las operaciones. y Gallo [6]. Aunque se han implementado varios métodos de análisis y pronóstico a lo largo de los años, todavía existen numerosos problemas y desafíos que afectan la precisión del pronóstico y el retorno de la inversión (ROI) general.

Aunque tradicionalmente se supone que los comerciantes abordan el cambio de divisas de una manera totalmente racional y eficiente, la realidad es significativamente diferente. Entra en juego la idea de que los comerciantes del mercado son satisfactorios racionales *limitados* [7, 8], por lo que las decisiones comerciales tomadas generalmente no son ideales y están fuertemente influenciadas por su comportamiento y la información disponible en el momento. Aparte de eso, los comerciantes

* Yugo Leng Yong
 yongyl@utar.edu.my

¹ Departamento de Ingeniería de Internet y Ciencias de la Computación, Lee Kong Chian Facultad de Ingeniería y Ciencias, Universidad Tunku Abdul Rahman, Sungai Long, Selangor, Malasia

² Departamento de Computación y Sistemas de Información, Sunway Universidad, Petaling Jaya, Selangor, Malasia

también tienden a desarrollar su propia regla empírica/heurística basada en su experiencia y conocimiento previos. Por lo tanto, el estilo de negociación (intradía vs interdiario) y las reglas desarrolladas se basan en la preferencia personal del comerciante. Por lo tanto, introduce un elemento de psicología en el comercio de FOREX.

La elección de las estrategias comerciales utilizadas afectará inadvertidamente la selección de los datos comerciales utilizados para el análisis, ya que se publican en diferentes intervalos de tiempo. Los comerciantes tienen la opción de elegir entre algunos de los datos financieros comúnmente utilizados, como el precio histórico de cambio de moneda, las tasas de interés, el producto interno bruto (PIB), las cifras trimestrales de la balanza comercial y las noticias de periódicos y Twitter. Aunque los comerciantes que participan en el comercio intradía a menudo se enfocan en el uso de información de alta frecuencia, como datos de ticks para análisis, la información de menor frecuencia, como el precio de cierre diario y varias fuentes de noticias, es suficiente para los comerciantes de precios de cambio de divisas futuros. Investigadores como Aloud et al. [9] y Neely y Weller [10] han señalado que la investigación basada en datos comerciales de alta frecuencia es escasa.

Con el advenimiento de los avances computacionales, la investigación de vanguardia de FOREX se ha expandido a un estudio interdisciplinario que abarca métodos como la econometría y las finanzas computacionales para facilitar el proceso de análisis y negociación. La aceptación generalizada de la integración de métodos computacionales en el mundo comercial ha permitido el desarrollo del algoritmo propuesto basado en el análisis basado en gráficos. En este estudio, la atención se centra en la detección de patrones gráficos repetitivos dentro de los datos históricos de FOREX. Su objetivo es abordar las brechas dentro del análisis de FOREX y la investigación de pronósticos al simplificar la detección de patrones de gráficos repetitivos dentro de los datos de cambio de divisas.

El algoritmo propuesto utiliza regresión lineal por partes (PLR) [11, 12] para aislar las diversas tendencias que ocurren dentro de los datos de cambio de divisas no lineales utilizando puntos de ruptura. Utilizando los resultados de PLR obtenidos como guía, se puede extraer la representación propuesta de tendencia alcista y bajista dentro de los datos históricos de FOREX. Posteriormente, las similitudes entre todos los patrones de gráfico extraídos se determinan mediante Agglomerative Hierarchical Clustering [13, 14].

Sin embargo, con el fin de comprender completamente la lógica detrás del algoritmo propuesto, se proporcionan detalles adicionales en las siguientes secciones. La Sección 2 proporciona una descripción más detallada de las diversas investigaciones de vanguardia sobre análisis y pronósticos FOREX. De los hallazgos obtenidos, la Secc. 3 se centra en la implementación del algoritmo propuesto para identificar y extraer los patrones gráficos dentro de los datos históricos de FOREX. Posteriormente, los patrones gráficos obtenidos se analizan más a fondo para establecer su carácter repetitivo. Como el algoritmo consiste en múltiples módulos conectados, la Secc. 4 proporciona una discusión más profunda sobre los resultados obtenidos en cada etapa. Finalmente, la Secc. 5 resume

todos los resultados relevantes de los algoritmos propuestos así como las posibles mejoras futuras.

2 análisis de mercado de divisas

Aunque el análisis de mercado sigue siendo un componente crucial en el comercio, el hecho es que el mercado FOREX se ve afectado continuamente por varios factores externos, como la estabilidad política, los eventos económicos, los términos de intercambio y el desempeño económico. Por lo tanto, presenta una capa adicional de complejidad al análisis de mercado debido a la subjetividad involucrada en el proceso de toma de decisiones. Las teorías clásicas como el Análisis de Paseo Aleatorio [15] y la Hipótesis del Mercado Eficiente [16] promueven la creencia de que los precios históricos de FOREX no tienen ningún valor para predecir los precios de cambio de divisas futuros.

Los defensores de la Hipótesis del Mercado Eficiente postulan inicialmente que el mercado FOREX es inherentemente eficiente y sigue un patrón de caminata aleatoria. Esto se debe a que los mercados eficientes integran completamente toda la información disponible y los precios se ajustan casi inmediatamente a medida que se difunde la información. También es la creencia central de la Hipótesis de que cuanto más eficiente es el mercado, más aleatoria es la fluctuación del precio, lo que hace que sea más difícil de predecir [8, 17]. Sin embargo, la evidencia de rendimientos excesivos al usar el análisis técnico en el mercado de divisas va en contra de la teoría de la Hipótesis del Mercado Eficiente [8]. Por lo tanto, investigadores como Lo [17] propusieron el modelo de hipótesis de mercado adaptativo que incorpora sesgos de comportamiento al operar.

Actualmente, existen tres técnicas populares utilizadas por los investigadores para el análisis y pronóstico del mercado FOREX, a saber, Análisis fundamental, Análisis de sentimiento y Análisis técnico. Sin embargo, la siguiente discusión se centra en el uso del análisis técnico, específicamente el análisis basado en gráficos para el análisis del mercado FOREX y el pronóstico basado en varias razones. Primero, es ampliamente aceptado y utilizado dentro de la comunidad comercial. En segundo lugar, el análisis fundamental y el análisis de sentimientos son muy subjetivos. Dado que el mercado FOREX se ve afectado por numerosos factores externos, los comerciantes a menudo recopilan información de varias fuentes para tomar una decisión comercial informada. El nuevo desarrollo a menudo ocurre a una velocidad rápida en el mundo comercial. Por lo tanto, la información podría haberse reflejado ya en el precio dependiendo de la eficiencia del mercado. Los patrones de gráficos y los indicadores técnicos obtenidos a menudo brindan información adicional a los comerciantes para la toma de decisiones. Los indicadores de tendencia, como la media móvil simple (SMA), la media móvil exponencial (EMA) y la convergencia/divergencia de la media móvil (MACD), no solo muestran la dirección y la fuerza de la tendencia actual, sino que se incorporan con reglas comerciales adicionales para obtener una entrada/ directriz de salida.

2.1 Análisis técnico

El análisis técnico, que se remonta a la década de 1700, se centró principalmente en el uso de datos históricos para la previsión del mercado FOREX. Sin embargo, la efectividad del análisis técnico a menudo ha sido vista con escepticismo. Como lo discutieron Schulmeister [18], así como Neely y Weller [8], los estudios sobre su rentabilidad con frecuencia han llevado a resultados mixtos cuando se toman en consideración. Por lo tanto, es un enigma en cuanto a la razón por la que los comerciantes seguirían utilizando el análisis técnico al operar. De hecho, las encuestas realizadas dentro de la comunidad comercial han demostrado que hasta el 90 % de los participantes del mercado [8, 18, 19] y entre el 30 y el 40 % de los profesionales del mercado consideran el análisis técnico como su principal técnica comercial [8].

Hay varias explicaciones plausibles que contribuyen a la aceptación general del análisis técnico. En primer lugar, el hecho de que los comerciantes del mercado sean satisfactorios racionales *limitados* significa que las señales del análisis técnico a menudo no se siguen a ciegas. Los comerciantes a menudo se ven influenciados por sus sesgos personales, experiencia y heurística desarrollada con el tiempo. En segundo lugar, los comerciantes a menudo no confían en un único método de análisis por sí solo y, a menudo, se busca información adicional disponible para tomar una decisión informada al operar.

2.1.1 Supuestos

El análisis técnico se desarrolló con base en tres principios rectores fundamentales, a saber: (1) los *descuentos de precios* de mercado todo, (2) el precio de los activos se mueve en tendencia, y (3) la historia se repite [8]. Si bien parece sencillo, una mayor investigación sobre cada uno de los principios proporcionaría una visión invaluable de la posibilidad de integrarlo en el análisis de mercado. El primer principio se deriva de la creencia de que los fundamentos del mercado se asimilan a la fluctuación del precio. Por lo tanto, elimina la necesidad de analizar datos fundamentales con el enfoque cambiado al uso de datos comerciales históricos.

Posteriormente, los dos principios restantes enfatizan en gran medida el hecho de que los analistas técnicos creen en la existencia de varios patrones subyacentes dentro de los datos históricos de FOREX. Mientras que los defensores del Análisis de Paseo Aleatorio [15] y el Análisis de Mercado Eficiente [16, 20] a menudo ven la fluctuación del precio como aleatoria e impredecible, lo contrario es cierto para el análisis técnico en el que el precio se mueve en tendencias y patrones subyacentes, como se analiza en la Secc. 2.2 podría extraerse potencialmente. La identificación de los patrones de los gráficos finalmente conduce a la tercera suposición sobre la repetibilidad de los patrones extraídos a lo largo del tiempo [8, 21]. Los patrones de gráficos identificados dentro de los datos históricos de FOREX a menudo tienen un potencial recurrente, independientemente de la duración del desarrollo. Por lo tanto, vale la pena monitorear los patrones de gráficos identificados y posteriormente extraídos.

2.1.2 Tipos de análisis técnico

En general, el análisis técnico abarca dos métodos principales, a saber: el análisis mecánico y el análisis basado en gráficos. Mientras que el análisis mecánico se centra en el uso de métodos basados en estadísticas, el análisis basado en gráficos se basa en el uso de patrones de gráficos predefinidos. Por lo tanto, para obtener una mejor comprensión de los diferentes enfoques hacia el análisis técnico, en las siguientes discusiones se proporciona más información sobre los métodos de análisis y los problemas que comúnmente enfrentan los analistas técnicos.

2.1.2.1 Análisis basado en gráficos

El análisis basado en gráficos gira en torno a la identificación de un conjunto de 53 patrones de gráficos predefinidos, tal como se documenta en la Encyclopedia of Chart Patterns [22], para pronosticar las fluctuaciones de precios según las reglas de inferencia comúnmente aceptadas adoptadas por los comerciantes. Cada uno de los patrones de gráficos documentados podría estar asociado con una de las siguientes señales: (1) inversión, (2) continuación o (3) movimiento bilateral de la tendencia. La identificación y la coincidencia exitosas de los patrones gráficos a medida que se desarrollan con el tiempo informan a los comerciantes para que presten atención a la señal de compra o venta correspondiente relacionada con

Sin embargo, un examen exhaustivo de toda la implementación de vanguardia revela que solo hay una cantidad limitada de investigación centrada en el análisis basado en gráficos. Centrándose en el uso de datos tanto sintéticos como bursátiles, Fu et al. [23] exploró el uso de puntos perceptualmente importantes (PIP) para detectar cinco patrones gráficos seleccionados, a saber, cabeza y hombro, techos dobles, techos triples, techo redondeado y techo de punta.

Los contornos de las fluctuaciones de precios de las divisas obtenidos se comparan utilizando técnicas basadas tanto en plantillas como en reglas. Wan y Si [24, 25] luego ampliaron la idea de usar PIP para la coincidencia de patrones de gráficos al incluir los 53 patrones de gráficos predefinidos. Al clasificar los patrones de gráficos en cinco grupos principales, se desarrolló una comparación de patrones de gráficos basada en ANFIS [24] y un enfoque basado en reglas [25].

También implementando una técnica de coincidencia de patrones de gráficos basada en reglas, Bandara et al. [26] utilizó los extremos locales detectados mediante la regresión del núcleo más suave de diez patrones gráficos diferentes, logrando una precisión de identificación de patrones del 96 %. Desviándose de la implementación de vanguardia anterior discutida, Liu y Kwong [27] emplearon el uso de la función de descomposición de ondículas de 14 patrones de gráficos diferentes para el reconocimiento de patrones. La implementación propuesta logra alcanzar hasta un 81% de precisión en la detección de patrones gráficos.

Canelas et al. [28–30] describió otro enfoque hacia la detección de patrones gráficos repetitivos. Mediante el uso de la representación SAX de la serie temporal financiera, el reconocimiento de patrones se utiliza para encontrar un patrón similar dentro de los datos históricos para generar una señal de compra o venta mediante un proceso de optimización de algoritmo genético (GA) [28]. La implementación

se mejora aún más al mejorar el proceso de optimización de GA [29], así como al extender el proceso de descubrimiento de patrones para atender datos financieros multidimensionales [30].

Solo unos pocos investigadores han combinado directamente el uso de tendencias de cambio de moneda y patrones de gráficos. Aunque utilizando datos de existencias como entrada, Parracho et al. [31] empleó una técnica de coincidencia de plantillas con optimización GA para explorar el uso de la tendencia alcista general, la tendencia bajista, junto con tres patrones de ruptura diferentes para pronosticar las señales de compra y venta. Wu et al. [32] abordan el análisis basado en gráficos de una manera ligeramente diferente, ya que se utiliza una ventana deslizante para extraer el gráfico de los datos bursátiles de TAIXEX. Los datos sin procesar obtenidos se transforman posteriormente utilizando la forma transformada wavelet discreta (DWT). Para agregar patrones de gráficos similares, el agrupamiento de K-means se utiliza posteriormente para el agrupamiento. El algoritmo AprioriAll modificado se usa posteriormente para encontrar los patrones de gráficos que se repiten con frecuencia y que son más similares al patrón de consulta para la predicción de tendencias.

Utilizando tanto los patrones de gráficos como los datos históricos originales, Bagheri et al. proponen un método híbrido WT-DTW. [21] para hacer coincidir los patrones de gráficos mientras se combina con el resultado de pronóstico obtenido usando un sistema Wavelet-ANFIS QPSO en un sistema de soporte de decisiones para obtener señales comerciales de compra, venta o neutral basadas en las tendencias de mercado pronosticadas. Las pruebas posteriores que utilizan datos de FOREX revelan una tasa de aciertos del 68,98%. Lee et al. [33], así como Tiong et al. [34, 35], propusieron el uso de patrones gráficos de tendencia alcista y bajista para la detección utilizando diferentes técnicas de aprendizaje automático. Lee et al. [33] combinó un total de seis características diferentes extraídas del patrón gráfico para pronosticar utilizando el modelo Hidden Markov Model (HMM) con una alta precisión del 95,31 %. Por otro lado, la investigación de Tiong et al. [34, 35] incorporó una función adicional al utilizar una combinación de aprendizaje automático ANN para la coincidencia de patrones de gráficos para la predicción basada en la deformación dinámica del tiempo (DTW).

Una de las principales complicaciones a las que se enfrenta el chartista son las propiedades de distorsión temporal del patrón del gráfico identificado en los datos de cambio de divisas. Como los patrones de gráficos no se desarrollan durante un período de tiempo específico, los patrones de gráficos extraídos tienen diferentes longitudes. Aparte de eso, 53 patrones de gráficos son un gran número a tener en cuenta al hacer coincidir. Lo que es más importante, los patrones de gráficos documentados solo representan patrones de gráficos que se han descubierto a lo largo de los años sin tener en cuenta aquellos que no se han descubierto y documentado formalmente. De la revisión del estado del arte, también hay solo una pequeña cantidad de análisis basados en gráficos realizados en el mercado FOREX. Aunque la falta de estudio podría estar directamente relacionada con la reserva inicial del comerciante, Park e Irwin [36] postulan que ciertos patrones de gráficos podrían ser rentables, aunque existe evidencia limitada para establecer su rentabilidad debido a los diferentes resultados obtenidos de diferentes patrones de gráficos, divisas. par de intercambio y período de muestra probado.

2.1.2.2 Análisis mecánico El análisis mecánico gira en torno al uso de indicadores derivados de funciones matemáticas que utilizan el tipo de cambio pasado y presente como entrada para analizar las tendencias subyacentes que brindan una justificación matemática y una base teórica más creíbles. Actualmente hay seis indicadores bien conocidos en uso, a saber: tendencia, impulso, volumen, volatilidad, ciclo e indicador de Bill Williams [6, 37]. Con base en los indicadores mecánicos calculados, las reglas comerciales a menudo se forman para ayudar a los operadores a tomar decisiones comerciales sobre la compra/venta de un par de divisas en particular. Debido a la proliferación del enfoque interdisciplinario en el comercio, se han utilizado métodos estadísticos como ARIMA y GARCH para pronosticar la cotización actual.

precio de cambio de renta.

A pesar de lograr una alta precisión de pronóstico y un valor de retorno de la inversión, aún existen problemas asociados con los métodos de pronóstico de FOREX convencionales. El uso de métodos como ARIMA y Box-Jenkins asume que los datos de cambio de moneda son lineales, mientras que lo contrario es cierto [38].

Por lo tanto, los comerciantes comenzaron a incorporar más métodos no lineales como TAR, ARCH y GARCH que se adaptan mejor a la fluctuación de los datos. Como es un modelo paramétrico, ciertos valores deben especificarse previamente [38]. Al igual que el cómputo de los numerosos indicadores técnicos, por lo tanto, no es tan adaptable a los diferentes precios de cambio de divisas y sus fluctuaciones. Aunque se han establecido valores de uso común dentro de la comunidad comercial, no existen pautas claras sobre la selección final. Los pocos modelos no paramétricos investigados no superaron al modelo de paseo aleatorio [38].

Por lo tanto, los comerciantes han estado buscando el uso de modelos de aprendizaje automático junto con indicadores técnicos para manejar datos no lineales. Ha contribuido al desarrollo de numerosos sistemas de cartera de negociación/previsión automatizada. Las técnicas de aprendizaje automático comúnmente utilizadas son la red neuronal artificial (ANN), la máquina de vectores de soporte (SVM), el algoritmo genético (GA), la computación neuro-difusa y la máquina de vectores de soporte (SVM). Los modelos ANN utilizados por los investigadores, como la red neuronal polinomial de crestas (RPNN), la red neuronal multicapa básica y varias combinaciones híbridas, han mostrado consistentemente pronósticos positivos [39–43]. De hecho, Rehman et al. [42] fueron capaces de lograr una precisión media del 98,5%. Mediante el uso de datos diarios, semanales y mensuales, Emam [39] descubrió que el error cuadrático medio (MSE) obtenido durante las pruebas y la simulación del mercado real es muy similar al resultado de predicción obtenido, siendo los datos diarios los mejores, seguidos por datos semanales y mensuales. Yao et al. [44] optó por desarrollar un sistema de gestión de cartera basado en neuro-fuzzy que optimiza el programa de negociación al incorporar un módulo de pronóstico de controlador de articulación de modelo cerbebrar difuso (FCMAC). Consigue alcanzar un nivel de experto casi humano.

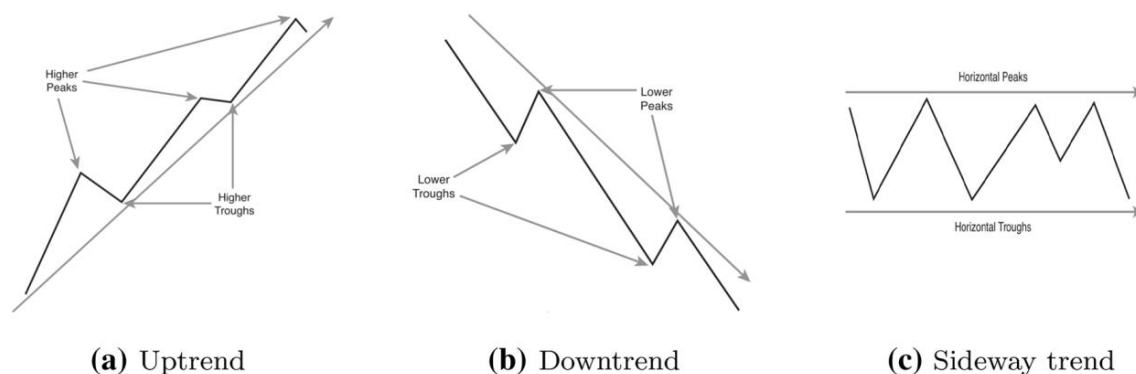


Fig. 1 Tendencias dentro de los datos históricos FOREX tomados de Kirkpatrick y Dahlquist [53]

Para algoritmos desarrollados en base a GA, como los implementados por Kato et al. [45], se esfuerza por conocer las diversas estrategias de compra y venta que se producen a partir de indicadores técnicos. Slany [46] también ha utilizado una variante de programación genética (GP) para la predicción de tendencias que produce entre un 12 % y un 31 % de predicciones correctas. La regresión de vector de soporte (SVR) se ha utilizado junto con GHSOM en una arquitectura de dos etapas propuesta por De Brito y Oliveira [47–49]. La arquitectura fue utilizada inicialmente por Hsu et al. [50] para la previsión del mercado de valores. En otro estudio, Bahramy y Crone [51] descubrieron que la información proporcionada por el indicador de la Banda de Bollinger aumenta significativamente la precisión del pronóstico cuando se usa junto con SVR. Por otro lado, Baasher y Fakhr [52] han explorado el uso de SVM para la selección de características y el algoritmo de clasificación con el mejor rendimiento que supera el 77%.

2.2 Tendencias repetitivas de FOREX y patrones de gráficos

Es relativamente fácil para el cerebro humano analizar la formación de patrones gráficos y su repetición a lo largo de toda la duración de los datos históricos de FOREX. Sin embargo, la identificación de la serie de picos y valles dentro de los datos suele ser subjetiva y depende en gran medida de la perspectiva del operador. Las tendencias FOREX detectadas al conectar los picos y valles adyacentes detectados dentro de los datos históricos se pueden generalizar en una perspectiva más amplia para abarcar lo siguiente: (1) tendencia alcista, (2) tendencia bajista y (3) tendencia lateral como se muestra en la Fig. 1.

Se observa que los patrones ocultos ocurren cuando se analizan bajo dos condiciones: (1) estacionalidad y hora del día y (2) coincidencia con patrones de gráficos predefinidos. Si bien los datos históricos de FOREX pueden parecer fluctuar aleatoriamente, un examen exhaustivo de los datos revela que los picos y valles a menudo se detectan a ciertas horas del día y cambian según la temporada debido al horario de verano (DST).

Por otro lado, los patrones de gráficos también se pueden identificar por

comparándolo con los patrones predefinidos documentados en la Encyclopedia of Chart Patterns [22].

Ito y Hashimoto [54], así como Aloud et al. [9], han llevado a cabo una investigación sobre la existencia de patrones intradiarios y estacionales dentro de los datos históricos de FOREX. Centrándose en el estudio de Ito y Hashimoto [54], se llevó a cabo utilizando el número de operaciones, el cambio de precio, la volatilidad de la rentabilidad y el diferencial de oferta y demanda para los pares de divisas USD/JPY y EUR/USD. Si bien el conjunto de datos original de EBS utilizado abarca datos del 1 de enero de 1999 al 31 de diciembre de 2001 con un intervalo de 1 segundo, es esencial confirmar que los patrones detectados ocurren consistentemente a lo largo del tiempo utilizando un conjunto de datos diferente. Por lo tanto, también se examina minuciosamente la fluctuación del precio del conjunto de datos de ticks proporcionado por HistData [55] durante la temporada de invierno (enero) y verano (junio) para el año 2015. El objetivo es comparar el número de operaciones con el estudio original utilizando los datos de ticks como indicador de actividad del mercado. Las figuras 2 y 3 muestran que el AUD/ Los pares de intercambio USD, EUR/USD, GBP/USD y JPY/USD fluctúan de manera similar a lo largo del día con picos y valles que se forman en diferentes momentos según la temporada. Aparte de eso, también tiene los mismos picos y valles que se identificaron previamente en el trabajo original. Por lo tanto, corrobora el hecho de que existen patrones repetitivos dentro de los datos de la serie temporal FOREX.

3 Algoritmo de detección de patrones de gráficos repetitivos

La investigación de vanguardia actual ha demostrado que no hay escasez de investigación dentro del dominio de análisis y pronóstico FOREX. No obstante, existen pros y contras asociados con cada método de análisis. Al cambiar el enfoque de la investigación hacia el análisis técnico, se descubrió que existe una brecha relativamente grande dentro del área del análisis basado en gráficos.

A pesar de su amplia aceptación entre la comunidad comercial, el análisis basado en gráficos recibió significativamente menos

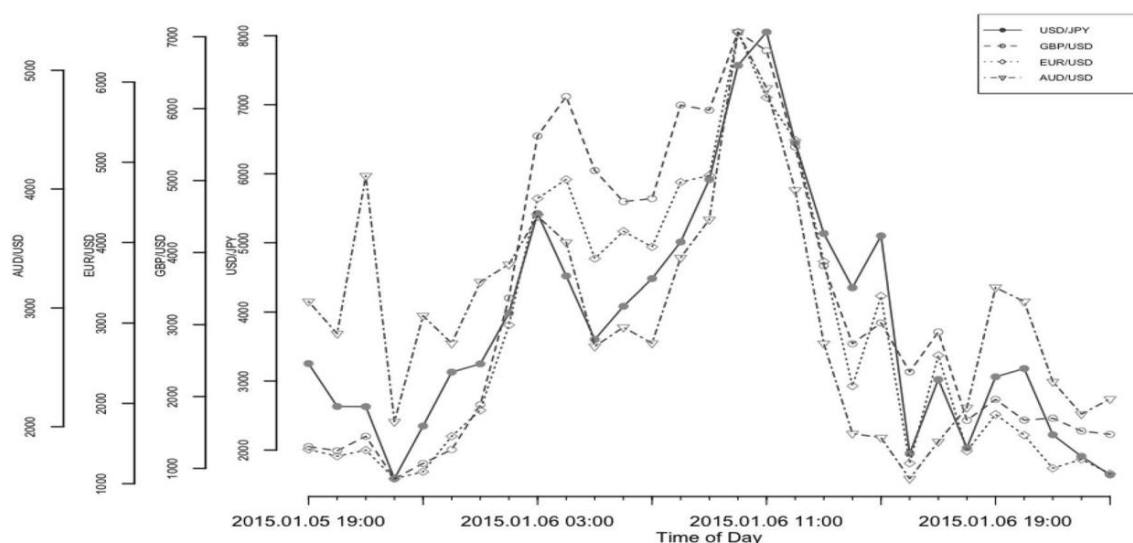


Fig. 2 Actividades intradía FOREX (enero), invierno de 2015

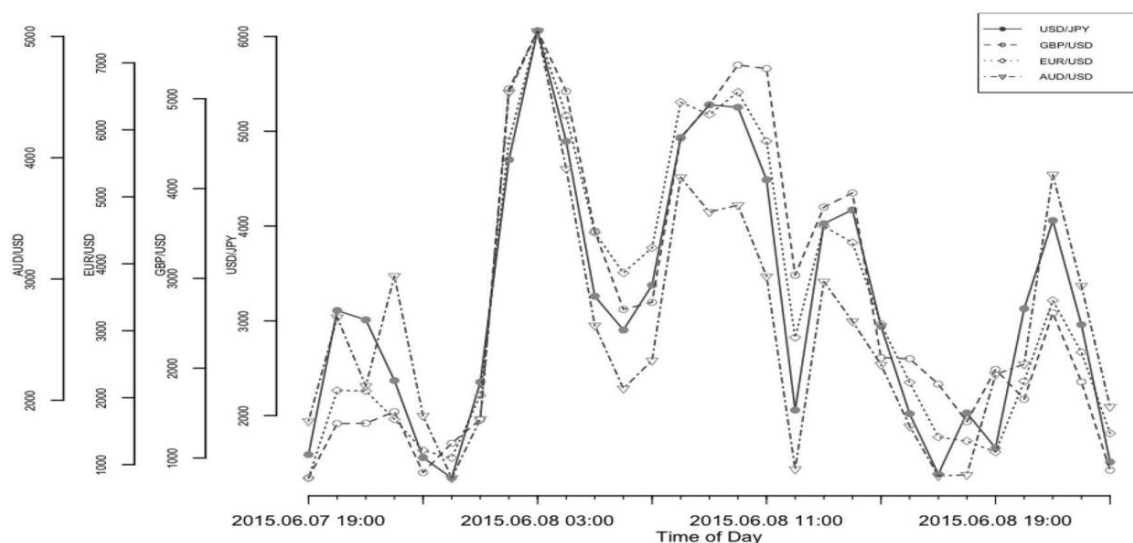


Fig. 3 Actividades intradía FOREX (junio), verano de 2015

atención en comparación con el análisis mecánico. La identificación de patrones de gráficos dentro de los datos históricos de FOREX también resulta ser una tarea difícil debido a la cantidad de patrones de gráficos documentados en la Encyclopedia of Chart Patterns [22]. Aparte de eso, también es difícil hacer una comparación directa de todos los patrones de gráficos extraídos, ya que se ven afectados por problemas de distorsión del tiempo en los que los patrones de gráficos no se desarrollan durante un período específico.

Por lo tanto, el algoritmo propuesto se esfuerza por abordar los problemas mencionados anteriormente con base en los supuestos iniciales sostenidos por los analistas técnicos, como se analiza en la Secc. 2. Su objetivo es simplificar el proceso de análisis y previsión mediante un proceso de autosegmentación. La autosegmentación

El proceso es extremadamente crucial ya que funciona para identificar tendencias dentro de los datos históricos de FOREX de acuerdo con la fluctuación de cada par de cambio de divisas. La regresión de cada segmento no solo representa una tendencia específica detectada, sino que también se utiliza posteriormente para la identificación y extracción de patrones de gráficos. Otro enfoque hacia la simplificación se implementa al reducir la cantidad de patrones de gráfico utilizados para la identificación a solo los patrones de tendencia alcista y bajista. Los patrones del gráfico de tendencia alcista y bajista se identifican a partir de los datos históricos de FOREX en función de la fluctuación de los datos de cambio de divisas que se mueven por encima y por debajo de la línea de regresión en cada segmento. Finalmente, la naturaleza repetitiva de los patrones del gráfico es

Fig. 4 Patrones de gráficos FOREX utilizados para la detección

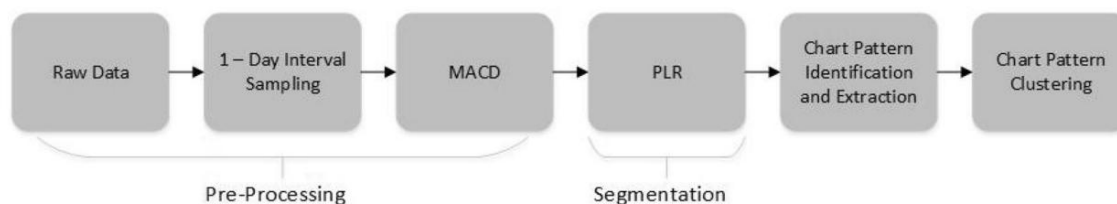
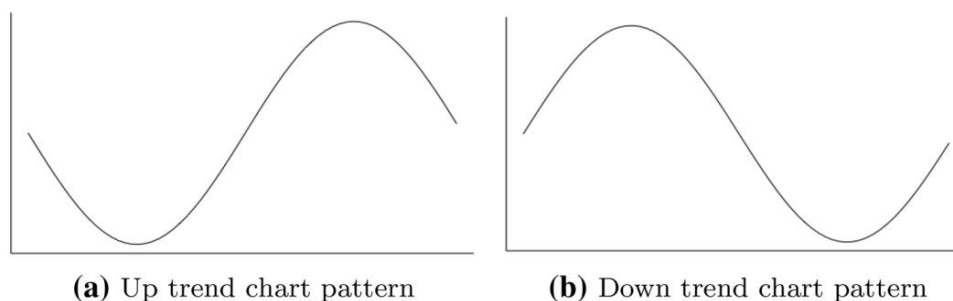


Fig. 5 Algoritmo propuesto

establecido mediante la determinación de las similitudes entre los patrones de gráficos extraídos mediante Agglomerative Hierarchical Clustering [13, 14].

3.1 Implementación del algoritmo

La investigación propuesta se basa en gran medida en la existencia de patrones gráficos y su repetición dentro de los datos históricos FOREX para el análisis. Por lo tanto, es fundamental establecer qué constituye una detección exitosa de patrones gráficos antes de profundizar en la implementación del algoritmo.

Se define explícitamente para abarcar tanto la identificación como la extracción y el agrupamiento de patrones de gráficos similares para determinar la repetibilidad de los patrones de gráficos.

Los patrones básicos de gráficos trigonométricos de seno y seno desplazado representados en la Fig. 4 se utilizan con fines de identificación. Dado que el algoritmo propuesto se basa en gran medida en la existencia de tendencias y patrones de cambio de divisas, los patrones de gráficos propuestos tienen dos significados principales. No solo funciona para simplificar el proceso de coincidencia de patrones, sino que también representa indirectamente la tendencia actual del precio de cambio de moneda. También garantiza que se tengan en cuenta los patrones repetitivos desconocidos, ya que se basa en las tendencias del cambio de divisas.

Como se muestra en la Fig. 5, el algoritmo propuesto consta de seis pasos principales de implementación. 1 Los primeros tres pasos son esencialmente pasos de preprocesamiento de datos cruciales para preparar los datos históricos de FOREX para los siguientes procesos.

En primer lugar, los datos históricos de FOREX se seleccionan y obtienen de HistData [55]. El precio de cierre del mercado FOREX se utilizó para el análisis, ya que el análisis técnico se basa en el uso del precio de cambio de moneda anterior para el análisis. También está disponible en varias fuentes de forma gratuita en numerosas fuentes acreditadas en línea, como Oanda [56], HistData [55] y varios sitios web de bancos centrales.

En la investigación se utilizan cuatro de los principales pares de divisas en el comercio, a saber, AUD/USD, EUR/USD, GBP/USD y USD/JPY, ya que se negocian y supervisan activamente dentro de la comunidad comercial. La información obtenida de la investigación de vanguardia ha demostrado que la mayor parte de la investigación uti

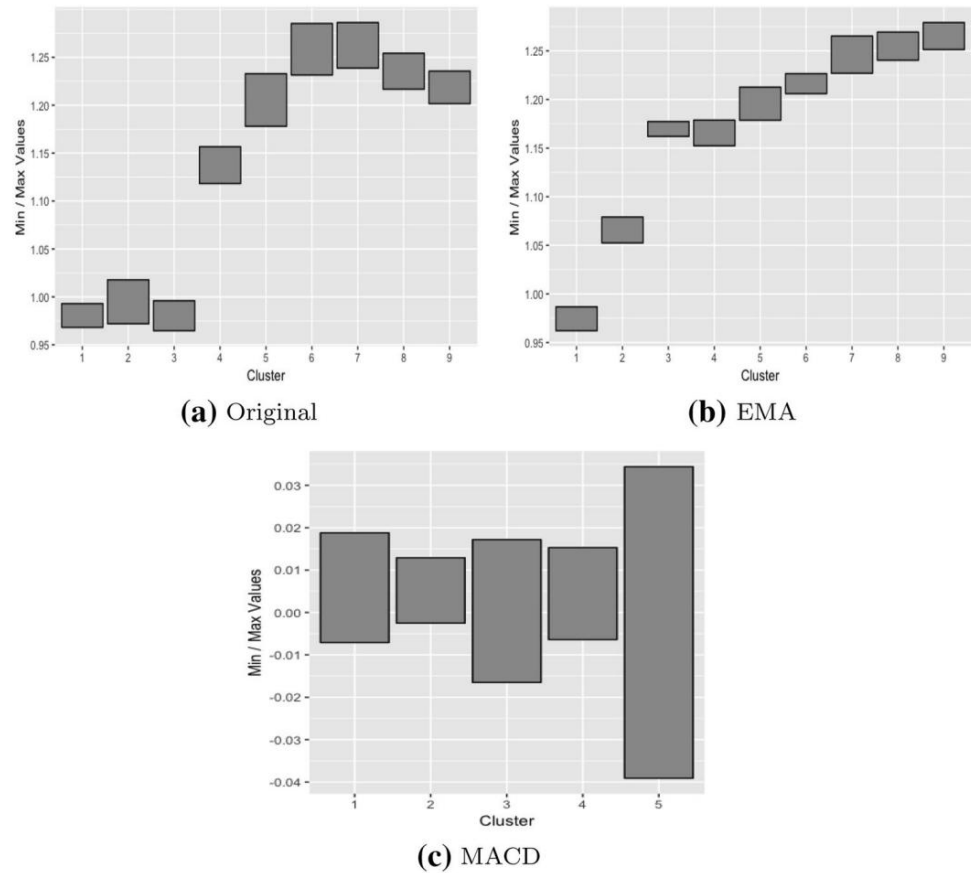
lista al menos uno de los principales pares de cambio de divisas. Una vez que se adquieren los datos históricos de FOREX, comienza el proceso de muestreo y normalización. Los datos históricos de FOREX obtenidos se muestrean posteriormente con una frecuencia de intervalo de 1 día (diariamente), ya que los datos proporcionados inicialmente por HistData [55] tienen un intervalo de 1 minuto. Alternativamente, el proceso de muestreo podría omitirse si el conjunto de datos original tiene un intervalo de 1 día. La justificación detrás del muestreo de los datos se puede vincular a la revisión previa de la literatura, ya que 11 de las 13 investigaciones revisadas anteriormente se realizan con datos diarios.

Posteriormente, el indicador técnico MACD mostrado en la Eq. 1, que se deriva utilizando el indicador EMA en la ecuación. 2, se aplica con fines de normalización. Haciendo referencia a la ecuación. 2, p_q denota el precio de cambio actual, q es el dato q -ésimo del precio de cambio, y EMA_q es el valor EMA del índice de precios q -ésimo. γ se refiere al factor de decaimiento que se puede calcular como $2\gamma(m+1)$, donde m es la ventana de periodo de tiempo definida.

A partir de los resultados del agrupamiento inicial presentados en la figura 6, se puede ver que el resultado del agrupamiento se ve afectado por el rango de precios del tipo de cambio a lo largo del tiempo. Al usar el original

¹ Se utilizó R versión 3.4.0 para el desarrollo de todo el proyecto [14].

Fig. 6 Rango de agrupación de cambio de moneda EUR/USD



precio de cambio de divisas, así como el indicador técnico EMA, los patrones gráficos obtenidos a menudo se agrupan dentro de un rango de precios de cambio de divisas específico. Sin embargo, se puede ver que el uso del indicador técnico MACD elimina el problema. Por lo tanto, el indicador técnico MACD con el valor EMA de 12 y 26 se utiliza con fines de normalización. Ambos valores de EMA se eligieron en base al hecho de que no solo es ampliamente utilizado, sino que también garantiza que los resultados obtenidos sean consistentes y no se desvíen de los valores que los comerciantes normalmente implementarán para el análisis.

$$\text{MACD} = (\text{EMA de 12 días}) - (\text{EMA de 26 días}) \quad (1a)$$

$$\text{Señal} = \text{EMA de 9 días de la línea MACD} \quad (1b)$$

$$\text{EMA}(P, M) = (P - \text{EMA}_{M-1}) \times \gamma + \text{EMA}_{M-1} \quad (2a)$$

$$\gamma = (1 - \gamma) \times \text{EMA}_{M-1} + \gamma \times P \quad (2b)$$

El trabajo de Tiong et al. [34] utilizando la línea de regresión lineal (LRL) para buscar patrones de gráficos repetitivos ha inspirado el desarrollo del módulo de segmentación del algoritmo propuesto. La obra fue posteriormente adaptada por Yong.

et al. [57], en el que se utilizaron indicadores técnicos como entrada para determinar si todavía existen patrones gráficos similares. Sin embargo, la regresión lineal solo puede identificar una única tendencia en los datos históricos de FOREX. Como se ha demostrado que los datos históricos de FOREX no son lineales, el algoritmo propuesto implementa PLR [11, 12] con fines de segmentación.² Se eligió el PLR para la implementación, ya que permite una mayor flexibilidad en términos de aislar las diversas tendencias que ocurren dentro del conjunto de datos utilizando puntos de quiebre. Sin embargo, la cantidad de puntos de quiebre varía según la cantidad de tendencias existentes en los datos. Por lo tanto, se debe determinar el número óptimo de puntos de quiebre.

La fase de exploración del punto de quiebre PLR descrita en el Algoritmo 1 ayuda a identificar el número mínimo y máximo de puntos de quiebre en los cuatro pares de divisas. Depende de dos factores principales que se analizan más adelante:

- *Condición de detención* Las dos principales condiciones de detención establecidas para el algoritmo son: (1) longitud del conjunto de datos / 2 y (2) error de cálculo de PLR.

² Se utilizó el paquete *segmentado* R versión 0.5–2.0 para calcular los puntos de quiebre PLR [11, 12].

Tabla 1 Condiciones de bucle de punto de quiebre de PLR

Algoritmo	Condiciones de bucle
A1	Proceso de iteración única
A2	<div>– Valor K de la iteración principal : $\text{ming} - \text{maxg}$</div> Segmentación de nivel fino para ambas iteraciones <div>– Valor K de la iteración principal : $\text{ming} - \text{maxg}$</div> <div>– Valor K de la iteración secundaria : $\text{ming} - \text{Duración del segmento de la iteración principal}$</div>
A3	Segmentación de nivel grueso para la primera iteración; segmentación de nivel fino para la segunda iteración <div>– Valor K de la iteración principal : $\text{ming} - 11$ (Número de años)</div> <div>– Valor K de la iteración secundaria : $\text{ming} - \text{Duración del segmento de la iteración principal}$</div>
A4	Segmentación de nivel grueso para la primera y la segunda iteración <div>– Valor K de la iteración principal : $\text{ming} - 11$ (Número de años)</div> <div>– Iteración secundaria Valor K : $\text{ming} - 12$ (Número de meses)</div>
A5	Segmentación de nivel medio para la primera y la segunda iteración <div>– Iteración principal Valor K : $\text{ming} - (\text{Longitud de los datos} / 11)$ (Número de años))</div> <div>– Valor K de iteración secundaria : $\text{ming} - (\text{Duración del segmento de iteración principal} / 12)$ (Número de meses))</div>

– *Número de puntos de ruptura* El número de puntos de ruptura (cuantiles) elegidos para representar los puntos de ruptura iniciales (indicados como K) se ajusta en cada iteración.

Los algoritmos se utilizan para segmentar los datos de cambio de moneda como se muestra en la Tabla 1. Mientras que el Algoritmo A1 se adhiere a un proceso de iteración único, los Algoritmos A2–A5 exploran un proceso de dos niveles.

Algorithm 1 Break-point Detection and Segmentation Exploration Phase

Input: FOREX Historical Data: Normalised Data

Output: PLR Result

- 1: for $K = 1$ to Stopping Condition do
- 2: Perform PLR calculation and obtain break-points.
- 3: Calculate Mean Squared Error (MSE) value for each segment.
- 4: end for

El valor de MSE calculado en cada iteración se utiliza para determinar el número de puntos de ruptura. El número de puntos de ruptura que produce el valor MSE más pequeño se toma como el valor mínimo, mientras que el valor máximo está determinado por el valor de punto de ruptura más grande que se tiene en cuenta antes de detenerse. El *mínimo global* y *el máximo global*

Los valores (**ming** y **maxg**) se determinan tomando el valor mínimo más pequeño y el valor máximo más grande en todos los pares de divisas.

Una vez que se han determinado los valores **ming** y **maxg** , la segmentación iterativa de PLR se lleva a cabo de acuerdo con el pseudocódigo en el Algoritmo 2. Un total de cinco diferentes

método de segmentación con diferentes configuraciones para segmentar los datos. El grado de segmentación está determinado por el número de puntos de ruptura considerados en cada iteración. El algoritmo A2 tiene en cuenta la segmentación de nivel fino para ambas iteraciones. Sin embargo, el número de puntos de ruptura considerados para los algoritmos A3 y A4 se encuentra en una segmentación de nivel grueso para la iteración principal, mientras que la segunda iteración se prueba usando segmentación de nivel fino y grueso. El algoritmo A5 se enfoca en la segmentación de nivel medio para ambas iteraciones.

El valor de MSE calculado en cada iteración ayuda a elegir los puntos de ruptura de PLR que producen el mejor ajuste con los datos normalizados.

Algorithm 2 Break-point Detection and Segmentation

Input: FOREX Historical Data: Normalised Data

Output: Segmented FOREX historical data

1: for $K = min_g$ to Stopping Condition do

2: Perform PLR calculation and obtain break-points

3: Calculate Mean Squared Error (MSE) value for each segment

4: end for

5: Select PLR with the minimum Mean Squared Error (MSE) value for segmentation

6: if Algorithm selected: A2 A3 A4 A5 then

7: for $K = min_g$ to Stopping Condition do

8: Perform PLR calculation and obtain break-points

9: Calculate Mean Squared Error (MSE) value for each segment

10: end for

11: end if

12: Select PLR for the secondary iteration with the minimum Mean Squared Error (MSE) value for segmentation

Los puntos de ruptura de PLR obtenidos durante el paso de segmentación son cruciales ya que representan la tendencia general del mercado FOREX. Las líneas formadas al conectar los puntos de quiebre vecinos se utilizan para identificar y extraer los patrones gráficos propuestos en función del cruce entre los datos normalizados y las líneas PLR. Sin embargo, el *crosso* los *vers* entre los datos normalizados y las líneas PLR tienen que ser monitoreados para eliminar los patrones de gráficos ruidosos identificados al requerir que ambos lados de los patrones de gráficos tengan al menos el 1% de la longitud del segmento. Volviendo al Algoritmo 2, se puede ver que el número de segmentos y patrones gráficos finales extraídos es impredecible dependiendo de la tasa de fluctuación del precio de cambio de moneda junto con la regresión estimada para cada segmento. Una vez extraídos con éxito, los patrones de gráficos se someten a un proceso de agrupamiento jerárquico aglomerativo utilizando la matriz de distancia DTW como entrada para establecer las similitudes entre los patrones de gráficos con diferentes longitudes . puntos para la segmentación y los patrones del gráfico, no hay pautas claras para el número final de grupos obtenidos para cada par de divisas. Por lo tanto, se ejecuta un proceso repetitivo que examina el resultado del agrupamiento con ajustes realizados en el número de agrupamientos, como se describe en el Algoritmo 3. Se puede ver en el algoritmo que la condición inicial y la condición final definidas del ciclo varían de 2 a (número de tendencias/2).

- La justificación detrás de la elección de las condiciones de inicio y parada es la siguiente:
- El número mínimo de clústeres tiene que ser más de uno grupo.
 - El número mínimo de tendencias dentro de un clúster debe ser al menos dos en un solo clúster. Esto se debe a que los patrones gráficos aislados no son útiles para establecer similitudes entre los patrones. Por lo tanto, se rechazan las tendencias agrupadas de forma aislada.

Tabla 2 Información del conjunto de datos

Conjunto de datos de moneda AUD/USD EUR/USD GBP/USD USD/JPY				
Número de datos	3354	3353	3355	3357
puntos				
Duración de los datos	2 de enero de 2002 al 31 de diciembre de 2012			
Intervalo de tiempo	Intervalo de 1 día			
Indicador técnico MACD(12,26,9)				

Cuadro 3 Valores mínimos y máximos del punto de quiebre del derecho de préstamo público

par de divisas	Punto de quiebre mínimo de PLR	Máximo PLR punto de ruptura
AUD/USD	5	96
EUR/USD	1	99
GBP/USD	1	99
USD/JPY	3	100

³ Se utilizó el paquete R *dtw* versión 1.18-1 para calcular el Matriz de distancia DTW [58, 59].

⁴ El paquete R *stats* de R versión 3.4.0 y el paquete *dendextend* versión 1.5.2 se utilizaron para el agrupamiento [13, 14].

Fig. 7 Representación del conjunto de datos EUR/USD

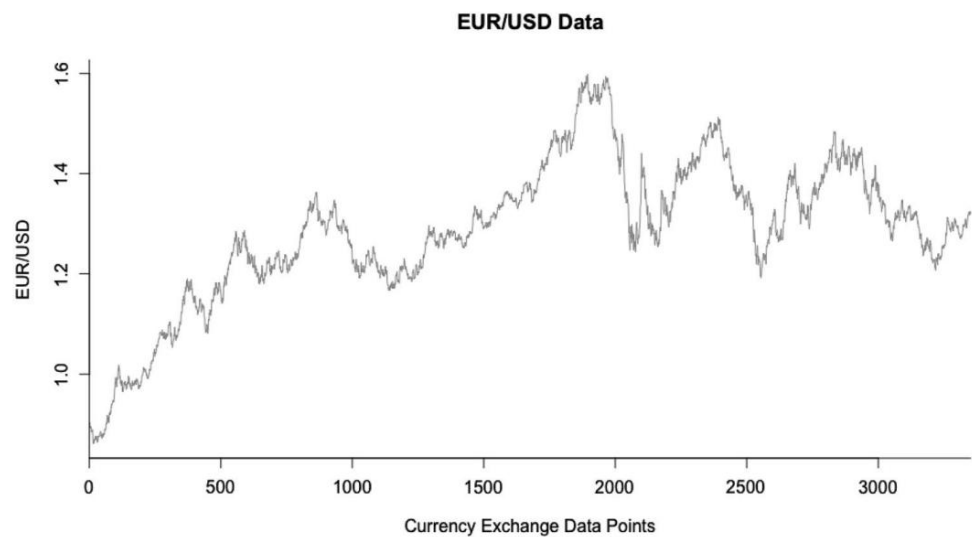
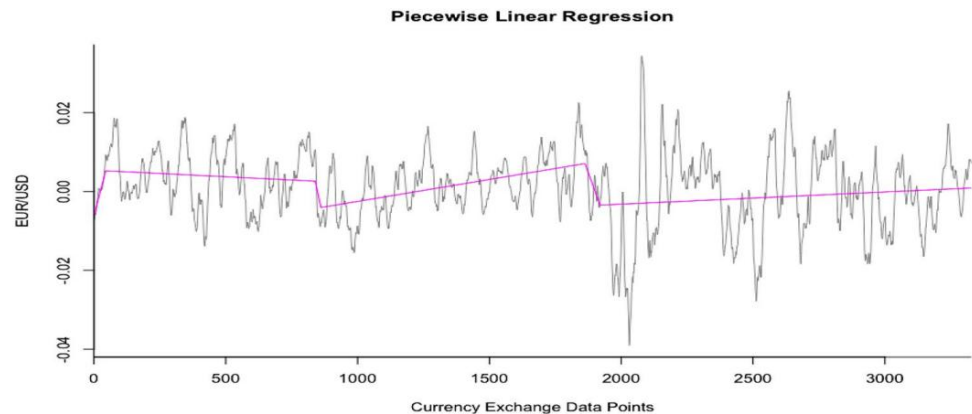


Fig. 8 Representación de segmentación de PLR



Algorithm 3 Iterative Clustering Algorithm.

Input: DTW Distance Matrix of Extracted Chart Patterns for a particular currency exchange pair

Output: Chart Pattern Clustering Result

- 1: **for** $l = 2$ **to** $(\text{number of trends}/2)$ **do**
 - 2: Perform agglomerative hierarchical clustering to obtain l number of cluster.
 - 3: Calculate the mean value for each cluster.
 - 4: Calculate the overall mean value for l number of cluster using the results obtained in the previous step.
 - 5: **end for**
 - 6: The optimal number of cluster chosen is the number of cluster with the smallest mean value.
 - 7: The rejected trends are combined into an additional cluster.
-

Fig. 9 Identificación y extracción del patrón gráfico EUR/USD

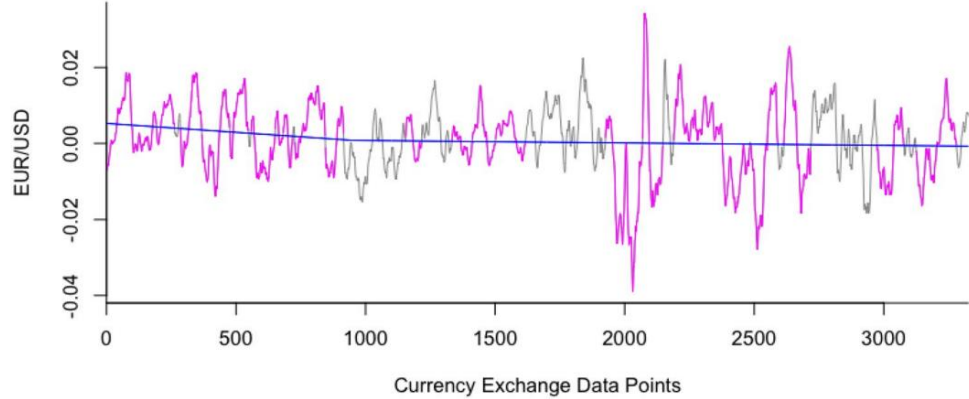


Tabla 4 Resultados de la segmentación de datos históricos FOREX

par de divisas	Algoritmo	Número de segmentos extraídos	Número de patrones de gráficos extraídos	Longitud mínima de los patrones de gráficos extraídos	Longitud máxima de patrones de gráficos extraídos
AUD/USD	A1	3	20	30	147
	A2	95	123	4	148
	A3	95	123	4	148
	A4	14	33	7	148
	A5	90	126	4	148
EUR/USD	A1	2	22	31	294
	A2	83	103	4	294
	A3	83	103	4	294
	A4	6	30	4	294
	A5	68	92	4	294
GBP/USD	A1	2	14	53	164
	A2	39	59	4	163
	A3	39	59	4	163
	A4	14	39	5	163
	A5	36	60	4	163
USD/JPY	A1	3	34	28	163
	A2	155	214	4	113
	A3	155	214	4	113
	A4	8	44	4	168
	A5	143	209	4	113

4. Resultados y discusión

Los resultados obtenidos en cada paso importante del algoritmo propuesto se examinan más a fondo en tres secciones separadas.

La Sección 4.1 analiza el paso de preprocesamiento de los datos de cambio de moneda, que incluye la selección de datos, la adquisición y los resultados de normalización del conjunto de datos. Los resultados de la segmentación, junto con la extracción de patrones gráficos de cada uno de los pares de cambio de divisas probados, están disponibles en la Secc. 4.2. Finalmente, los resultados de agrupamiento de los patrones de gráfico

extraídas que indican su naturaleza repetitiva se investigan más a fondo en la Secc. 4.3.

4.1 Conjunto de datos

Los resultados experimentales para el algoritmo propuesto se obtienen utilizando los pares de cambio de divisas AUD/USD, EUR/USD, GBP/USD y USD/JPY proporcionados por HistData [55]. La Tabla 2 muestra un resumen de los datos sin procesar antes y después de las etapas de preprocesamiento. Un ejemplo del EUR/

El conjunto de datos USD antes de la normalización se muestra en la Fig. 7.

Tabla 5 Resultados de agrupación de patrones de gráfico

par de divisas	Algoritmo	Número total de clústeres	Número de tendencias agrupadas	Número de tendencias rechazadas
EUR/USD A1		7	17	3
	A2	34	96	27
	A3	34	96	27
	A4	8	25	8
	A5	36	99	27
USD/EUR A1		4	15	7
	A2	27	80	23
	A3	27	80	23
	A4	9	24	6
	A5	21	68	24
EUR/USD A1		3	10	4
	A2	15	45	14
	A3	15	45	14
	A4	14	34	5
	A5	17	47	13
USD/JPY	A1	9	26	8
	A2	62	169	45
	A3	62	169	45
	A4	12	34	10
	A5	55	160	49

4.2 Segmentación e identificación y extracción de patrones gráficos

La fase de exploración de PLR se realiza de acuerdo con el algoritmo 1 descrito anteriormente para determinar el número de puntos de ruptura en los cuatro pares de divisas. Al analizar el valor de MSE en cada iteración del Algoritmo 1, el número de puntos de ruptura mínimos y máximos para cada par de cambio de divisas se documenta en la Tabla 3. Una vez que el **ming** y se han determinado los valores **maxg** , segmentación PLR

se realiza utilizando los algoritmos A1–A5. La Figura 8 muestra un ejemplo de la segmentación utilizando el Algoritmo A1 en el par de divisas EUR/USD normalizado. Los patrones de gráficos propuestos identificados dentro de los datos históricos de FOREX utilizando el PLR de mejor precio como guía, como se muestra en la Fig. 9, se extraen posteriormente para la agrupación.

El número de segmentos y patrones gráficos extraídos junto con la longitud mínima y máxima de los patrones gráficos obtenidos durante la segmentación, así como la fase de identificación y extracción de patrones gráficos se enumeran en la Tabla 4. Aunque se producen segmentos y patrones gráficos con longitudes variables, Se puede ver que los algoritmos A1–A5 pudieron segmentar los datos históricos de FOREX con éxito.

Aunque la longitud máxima de los patrones de gráficos es comparable para todos los algoritmos diferentes, la segmentación de dos niveles hace que algunos de los patrones de gráficos sean demasiado cortos para entrenar el modelo de aprendizaje automático para el reconocimiento y la previsión con el valor mínimo registrado en solo cuatro puntos de datos .

Debe tenerse en cuenta que el número de segmentos y patrones de gráfico se basa en la fluctuación de los datos históricos de FOREX utilizados. Según el algoritmo, la cantidad de segmentos y patrones de gráfico varía según los movimientos de tendencia detectados. Las tendencias detectadas son exclusivas de la duración de los datos históricos utilizados y el par de divisas utilizado.

Por lo tanto, no hay un número fijo de segmentos o patrones gráficos para los resultados finales obtenidos.

4.3 Agrupación

Volviendo al Algoritmo 3 utilizado para el agrupamiento, los valores medios de la matriz de distancia para cada grupo y el valor medio general se calculan en cada iteración. Al seleccionar el número de conglomerados para cada par de divisas que produce el valor medio general más bajo, se obtienen los resultados que se muestran en la Tabla 5. Los valores medios de la matriz de distancia para cada conglomerado a lo largo del valor medio general de cada par de divisas

Tabla 6 Análisis de resultados de conglomerados

Valores medios	par de divisas			
	AUD/USD	EUR/USD	GBP/USD	USD/JPY
Valor medio general	0.0005700056	0.0008325156	0.001016741	0.05415509
Grupo 1	0.0005101067	0.0006263221	0.0009505495	0.04729401
Grupo 2	0.0006063254	0.001013301	0.001253475	0.05421295
Grupo 3	0.0005665245	0.0010315142	0.0008461988	0.06624497
Grupo 4	0.0005987533	0.0006589245	–	0.05068173
Grupo 5	0.0004532057	–	–	0.08310810
Grupo 6	0.0004397750	–	–	0.04163723
Grupo 7	0.0008153485	–	–	0.05079803
Grupo 8	–	–	–	0.05935532
Grupo 9	–	–	–	0.03406351
Clúster rechazado	0.004895295	0.004811448	0.005661208	0.3667747

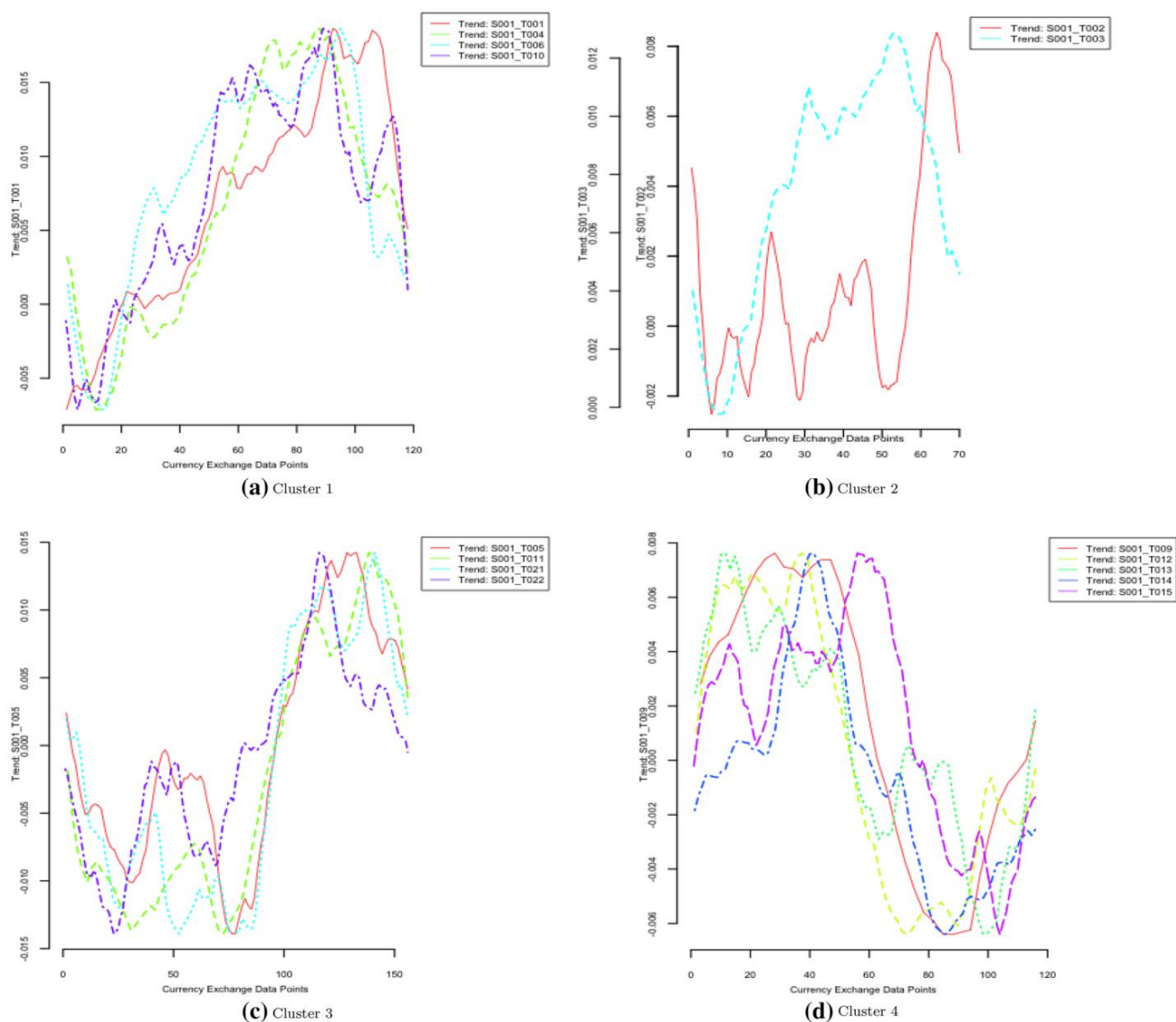


Fig. 10 Resultado de la agrupación EUR/USD utilizando el algoritmo A1

se muestran en la Tabla 6. Visualizaciones de cuatro de los grupos obtenidos usando el par de divisas EUR/USD se proporcionan posteriormente en la Fig. 10 para mayor claridad. Aunque se puede ver que el resultado del proceso de agrupación segrega patrones de gráficos similares en el mismo grupo con éxito, los algoritmos A2 y A3 producen los mismos grupos. El razonamiento detrás de la adquisición de un clúster similar podría remontarse al hecho de que el proceso de segmentación produce los mismos patrones de gráficos para ambos algoritmos. A partir de los resultados de agrupamiento observados obtenidos combinados con las tendencias más largas extraídas, el algoritmo A1 sería una opción más adecuada para la implementación.

Los resultados experimentales revelan que los patrones gráficos extraídos son únicos y diferentes entre los distintos pares de divisas. El número de gráficos repetidos únicos

Los patrones para cada par de divisas encontrados durante el estudio del curso son los siguientes:

- AUD/USD: 7
- EUR/USD: 4
- GBP/USD: 3
- USD/JPY: 9

5. Conclusión

En conclusión, la extensa investigación sobre la investigación FOREX de vanguardia ha revelado que el precio FOREX sí se mueve en las tendencias y que la historia se repite según lo planteado por los analistas técnicos. Los patrones de gráficos que

poseer información crucial para el pronóstico podría extraerse con éxito de los datos históricos de FOREX utilizando el algoritmo propuesto. Los patrones de gráficos no solo se pudieron extraer con éxito utilizando los cinco algoritmos, sino que los resultados de agrupación obtenidos justifican aún más la existencia de patrones de gráficos repetitivos dentro de los datos históricos de FOREX. A partir de los resultados obtenidos, otras oportunidades de investigación implican optimizar el proceso de segmentación para que funcione de manera más efectiva y extraiga patrones gráficos con longitudes más largas.

Referencias

- Dunis CL, Laws J, Schilling U (2012) Comercio de divisas en mercados volátiles: ¿superaron las redes neuronales para el EUR/USD durante la crisis financiera 2007–2009? *J Deriv Hedge Funds* 18(1):2–41. <https://doi.org/10.1057/jdhf.2011.31>
- Paukste A, Raudys A (2013) Patrones de diferencial de oferta/demanda de divisas intradía: análisis y pronóstico. En: Conferencia IEEE de 2013 sobre inteligencia computacional para ingeniería financiera y economía (CIFER). IEEE, págs. 118–121. <https://doi.org/10.1109/cifer.2013.6611706>
- King MR, Mallo C (2010) Guía del usuario de la Encuesta trienal de bancos centrales sobre la actividad del mercado de divisas. *BIS Q Rev* 71–83
- Baiynd AM (2011) *The trading book: una solución completa para dominar los sistemas técnicos y la psicología comercial*. McGraw-Hill, Nueva York
- Coulling A (2013) *Forex para principiantes [versión Kindle Paperwhite]*. Plataforma de publicación independiente CreateSpace. Obtenido de <https://www.amazon.co.uk>
- Gallo C (2014) El mercado de divisas en la práctica: un enfoque informático para estrategias comerciales automatizadas. *Int J Econ Manag Sci* 03(01):1–9. <https://doi.org/10.4172/2162-6359.1000169>
- Simon HA (1955) Un modelo conductual de elección racional. *QJ Econ* 69(1):99–188. <https://doi.org/10.2307/1884852>
- Neely CJ, Weller PA (2011) Análisis técnico en el mercado de divisas. *tecnología Rep.* 2011–001B, Banco de la Reserva Federal de St. Louis
- Aloud M, Fasli M, Tsang E, Dupuis A, Olsen R (2013) Hechos estilizados de la actividad comercial en el mercado de divisas de alta frecuencia: un estudio empírico. *J Finanzas Invertir Anal* 2 (4): 145–183
- Neely CJ, Weller PA (2003) Negociación técnica intradía en el mercado de divisas. *J Int Money Finance* 22(2):223–237. [https://doi.org/10.1016/s0261-5606\(02\)00101-8](https://doi.org/10.1016/s0261-5606(02)00101-8)
- Muggeo VMR (2003) Estimación de modelos de regresión con puntos de ruptura desconocidos. *Stat Med* 22(19):3055–3071. <https://doi.org/10.1002/sim.1545>
- Muggeo VMR (2008) Segmentado: un paquete R para ajustar modelos de regresión con relaciones de línea quebrada. *R noticias* 8 (1): 20–25
- Galili T (2015) dendextend: un paquete R para visualizar, ajustar y comparar árboles de agrupamiento jerárquico. *Bioinformática* 31(22):3718–3720. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btv428>
- R Core Team (2017) *R: un lenguaje y entorno para la computación estadística*. R Fundación para la Computación Estadística, Viena, Austria. <https://www.R-project.org/>
- Malkiel BG (1985) *Un paseo al azar por Wall Street*, Cuarta ed. WW Norton, Nueva York
- Fama EF (1970) Mercados de capital eficientes: una revisión de la teoría y el trabajo empírico. *J Finanzas* 25(2):383. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- Lo AW (2004) La hipótesis de los mercados adaptativos: la eficiencia del mercado desde una perspectiva evolutiva. *J Portf Manag* 30(5):15–29. <https://doi.org/10.3905/jpm.2004.442611>
- Schulmeister S (2008) Componentes de la rentabilidad del comercio técnico de divisas. *Appl Financ Econ* 18(11):917–930. <https://doi.org/10.1080/09603100701335416>
- Neely C, Weller P, Dittmar R (1997) ¿Es rentable el análisis técnico en el mercado de divisas? Un enfoque de programación genética. *J Financ Quant Anal* 32(4):405. <https://doi.org/10.2307/2331231>
- Bekiros SD (2015) Aprendizaje heurístico en el comercio intradía bajo incertidumbre. *J Empir Finance* 30:34–49. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2014.11.002>
- Bagheri A, Peyhani HM, Akbari M (2014) Pronóstico financiero utilizando redes ANFIS con optimización de enjambre de partículas de comportamiento cuántico. *Aplicación de sistema experto* 41(14):6235–6250. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.04.003>
- Bulkowski TN (2005) *Enciclopedia de patrones de gráficos*, 2ª ed. Wiley, Nueva York
- Fu TC, Chung FL, Luk R, Ng CM (2007) Coincidencia de patrones de series de tiempo de existencias: enfoques basados en plantillas versus basados en reglas. *Eng Appl Artif Intell* 20(3):347–364. <https://doi.org/10.1016/j.engap.2006.07.003>
- Wan Y, Si YW (2017a) Sistema de inferencia difuso neuro adaptativo para la coincidencia de patrones de gráficos en series temporales financieras. *Appl Soft Comput* 57: 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.03.023>
- Wan Y, Si YW (2017b) Un enfoque formal para la clasificación de patrones de gráficos en series temporales financieras. *Inf Sci* 411: 151–175. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.05.028>
- Bandara MN, Ranasinghe RM, Arachchi RWM, Somathilaka CG, Perera S, Wimalasuriya DC (2015) Un conjunto de herramientas de procesamiento de eventos complejos para detectar patrones de gráficos técnicos. En (2015) Taller del simposio internacional de procesamiento paralelo y distribuido de IEEE. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ipdpsw.2015.83>
- Liu JN, Kwong RW (2007) Extracción automática e identificación de patrones de gráficos hacia el pronóstico financiero. *Appl Soft Comput* 7(4):1197–1208. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2006.01.007>
- Canelas A, Neves R, Horta N (2012) Una nueva metodología SAX-GA aplicada a la optimización de estrategias de inversión. En: *Actas de la 14ª conferencia anual sobre computación genética y evolutiva (GECCO '12)*. ACM Press, págs. 1055–1062. <https://doi.org/10.1145/2330163.2330310>
- Canelas A, Neves R, Horta N (2013a) Un enfoque SAX-GA para desarrollar estrategias de inversión en mercados financieros basadas en técnicas de descubrimiento de patrones. *Expert Syst Appl* 40 (5): 1579–1590. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.09.002>
- Canelas A, Neves R, Horta N (2013b) Descubrimiento de patrones multidimensionales en series temporales financieras usando SAX-GA con robustez extendida. En: *Actas de la 15ª conferencia anual sobre computación genética y evolutiva (GECCO '13)*. ACM Press, págs. 179–180. <https://doi.org/10.1145/2464576.2464664>
- Parracho P, Neves R, Horta N, (2011) Negociación con plantillas de patrones de tendencia alcista y bajista optimizadas utilizando un kernel de algoritmo genético. En: (2011) Congreso IEEE de computación evolutiva (CEC). IEEE. <https://doi.org/10.1109/cec.2011.5949846>
- Wu YP, Wu KP, Lee HM (2012) Predicción de la tendencia de las acciones mediante un patrón de gráfico secuencial a través del algoritmo k-means y AprioriAll. En: *2012 Jornada sobre tecnologías y aplicaciones de la inteligencia artificial*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/taai.2012.42>
- Lee Y, Tiong LCO, Ngo DCL (2014) Modelos ocultos de Markov para la predicción de tendencias de Forex. En: *2014 Conferencia internacional sobre ciencias de la información y aplicaciones (ICISA)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/icisa.2014.6847408>
- Tiong LCO, Ngo DCL, Lee Y (2013) Predicción de compraventa de divisas mediante línea de regresión lineal, red neuronal artificial y dinámica

algoritmos de distorsión del tiempo. En: Actas de la cuarta conferencia internacional sobre computación e informática (ICOI '13), págs. 71–77

35. Tiong LCO, Ngo DCL, Lee Y (2016) Predicción del movimiento de la tendencia de divisas utilizando una línea de regresión lineal, dos etapas de perceptrón multicapa y algoritmos dinámicos de distorsión del tiempo. *J TIC* 15(2):117–140
36. Park CH, Irwin SH (2007) ¿Qué sabemos sobre la rentabilidad del análisis técnico? *J Econ Surv* 21(4):786–826. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00519.x>
37. Indicadores de Forex (nd) Indicadores de Forex: la mejor guía para el mundo de los indicadores. <http://indicadores-forex.net/list>
38. Alamili M (2011) Predicción del tipo de cambio utilizando máquinas de vectores de soporte. Doctor. tesis, Universidad Tecnológica de Delft
39. Emam A (2008) Topología de red neuronal artificial óptima para la previsión de divisas. En: Actas de la 46.ª conferencia regional anual del sureste sobre XX-ACM-SE 46. ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1593105.1593121>
40. Ghazali R, Hussain A, El-Derey W (2006) Aplicación de redes neuronales polinómicas de crestas a la predicción de series temporales financieras. En: La conferencia conjunta internacional IEEE de 2006 sobre procedimientos de redes neuronales. IEEE, págs. 913–920. <https://doi.org/10.1109/ijcnn.2006.246783>
41. Yao J, Tan CL (2000) Un estudio de caso sobre el uso de redes neuronales para realizar pronósticos técnicos de Forex. *Neurocomputación* 34(1–4): 79–98. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(00\)00300-3](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(00)00300-3)
42. Rehman M, Khan GM, Mahmud SA (2014) Predicción de tipos de cambio de moneda extranjera utilizando CGP y redes neuronales recurrentes. *IERI Procedimiento* 10:239–244. <https://doi.org/10.1016/j.ieri.2014.09.083>
43. Zafeiriou T, Kalles D (2013) Predicción de la tendencia a corto plazo de los tipos de cambio con un conjunto de indicadores técnicos financieros basado en redes neuronales. *Int J Artif Intel Herramientas* 22(3):1350016. <https://doi.org/10.1142/S0218213013500164>
44. Yao S, Pasquier M, Quek C (2007) Un mecanismo de gestión de cartera de divisas basado en redes neuronales difusas. En: 2007 Congreso IEEE sobre computación evolutiva. IEEE, págs. 2576–2583. <https://doi.org/10.1109/cec.2007.4424795>
45. Kato D, Yata N, Nagao T (2010) Predicción de tendencia evolutiva utilizando indicadores técnicos plurales para transacciones de divisas. En: Actas de la conferencia anual SICE 2010. IEEE, pp 1170–1175
46. Slany K (2009) Hacia la predicción evolutiva automática del comportamiento del mercado FOREX. En: 2009 Conferencia internacional sobre sistemas adaptativos e inteligentes. IEEE, págs. 141–145. <https://doi.org/10.1109/ICAIS.2009.31>
47. De Brito RF, Oliveira AL (2012a) Un sistema de negociación del mercado de divisas mediante la combinación de GHSOM y SVR. En: El 2012 conferencia internacional conjunta sobre redes neuronales (IJCNN). IEEE, págs. 1–7. <https://doi.org/10.1109/ijcnn.2012.6252496>
48. De Brito RF, Oliveira AL (2012b) Estudio comparativo de sistemas de negociación FOREX contruidos con SVR+GHSOM y optimización de algoritmos genéticos de indicadores técnicos. En: 2012 IEEE 24th conferencia internacional sobre herramientas con inteligencia artificial, vol 1. IEEE, pp 351–358. <https://doi.org/10.1109/ictai.2012.55>
49. De Brito RF, Oliveira AL (2014) Análisis basado en ventana deslizante de múltiples sistemas de comercio de divisas mediante el uso de técnicas informáticas blandas. En: 2014 Conferencia conjunta internacional sobre redes neuronales (IJCNN). IEEE, págs. 4251–4258. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2014.6889874>
50. Hsu SH, Hsieh JPA, Chih TC, Hsu KC (2009) Una arquitectura de dos etapas para el pronóstico del precio de las acciones mediante la integración de un mapa autoorganizado y una regresión de vectores de soporte. *Aplicación de sistema experto* 36(4):7947–7951. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.10.065>
51. Bahramy F, Crone SF (2013) Pronóstico de tipos de cambio de divisas mediante regresión de vectores de soporte. En: Conferencia IEEE de 2013 sobre inteligencia computacional para ingeniería financiera y economía (CIFER). IEEE, págs. 34–41. <https://doi.org/10.1109/cifer.2013.6611694>
52. Baasher A, Fakhr MW (2011) Predicción de tendencias diarias FOREX utilizando técnicas de aprendizaje automático. En: 21ª Conferencia internacional sobre informática de teoría y aplicaciones (ICCTA '11) (NOVIEMBRE)
53. Kirkpatrick CD, Dahlquist J (2010) Análisis técnico. El recurso completo para técnicos del mercado financiero (2ª ed.). Pearson Education, Inc. [arXiv:1011.1669v3](https://arxiv.org/abs/1011.1669v3)
54. Ito T, Hashimoto Y (2006) Estacionalidad intradía en las actividades de los mercados de divisas: evidencia del sistema de corretaje electrónico. *J Jpn Int Econ* 20(4):637–664. <https://doi.org/10.1016/j.jjie.2006.06.005>
55. HistData (nd) HistData. <https://www.histdata.com/>
56. Oanda (nd) Plataforma de negociación OANDA. <https://www.oanda.com/>
57. Yong YL, Ngo DCL, Lee Y (2015) Indicadores técnicos para el pronóstico de Forex: un estudio preliminar. En: Tan Y, Shi Y, Buarque F, Gelbukh A, Das S, Engelbrecht A (eds) *Advances in swarm and computational intelligence*, vol 9142. Springer, Berlin, pp 87–97
58. Giorgino T (2009) Cálculo y visualización de alineaciones dinámicas de distorsión del tiempo en R: el paquete dtw. *J Stat Softw* 31(7):1–24. <http://www.jstatsoft.org/v31/i07/>
59. Tormene P, Giorgino T, Quaglini S, Stefanelli M (2008) Coincidencia de series de tiempo incompletas con deformación de tiempo dinámica: un algoritmo y una aplicación para la rehabilitación posterior al accidente cerebrovascular. *Artif Intell Med* 45(1):11–34. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2008.11.007>

Nota del editor Springer Nature se mantiene neutral con respecto a los reclamos jurisdiccionales en los mapas publicados y las afiliaciones institucionales.