

Algoritmos genéticos para elegir y parametrizar estrategias de trading

Federico Gonzalez Itzik*
Universidad Tecnológica Nacional
Facultad Regional Buenos Aires
Departamento de Electrónica
Email: *fgonzalezitzik@frba.utn.edu.ar

Resumen—En este trabajo se propone utilizar algoritmos genéticos para elegir la mejor estrategia de inversión teniendo varios indicadores técnicos con gran cantidad de valores posibles en sus parámetros.

Index Terms—algoritmos genéticos, acciones, mercado, inteligencia artificial, criptomonedas

I. INTRODUCCIÓN

El mercado de valores es el lugar más atractivo para empresas, inversores y traders. En este lugar las empresas consiguen financiamiento barato, los inversores pueden acceder a inversiones a largo plazo y los traders pueden sacar beneficios en el corto plazo dándole liquidez al sistema. Los analistas de inversiones usan dos tipos de análisis para tomar una decisión en cuanto a una inversión. Estos son:

- **Análisis fundamental:** analiza fundamentos económicos a nivel mundial, a nivel país y a nivel empresa y responde a la pregunta *¿Qué debo comprar?*.
- **Análisis técnico:** Se basa únicamente en el análisis de datos históricos y fórmulas matemáticas y responde a la pregunta *¿Cuándo debo comprar?*.

Los trades utilizan mucha de la información disponible en el mercado para realizar estrategias y determinar cuál es y cuál no una buena inversión. El problema con este tipo de técnicas es que cada activo tiene distinta sensibilidad con cada dato y los indicadores que se utilizan se pueden parametrizar de una vasta manera y pueden existir mejores combinaciones de parámetros dependiendo del tipo de activo. Por ejemplo no es lo mismo analizar acciones de Tesla que acciones de Coca-Cola. Los indicadores que se utilicen variarán y así también sus parámetros.

Esta labor es muy grande, para ello los bancos y las entidades financieras empleaban cientos o miles de profesionales para poder analizar cada mercado y cada activo en particular. En la actualidad se utilizan distintos tipos de algoritmos para poder optimizar estas prácticas.

I-A. Objetivo del trabajo

Una estrategia completa de inversión se compone de, por lo menos, dos etapas. La primera es elegir entre cientos de activos cuáles son los que conviene comprar. Luego se deben combinar las proporciones, en otras palabras cuánto comprar de cada uno o qué peso asignarle a cada activo en un portfolio

de inversión. En la figura 1 se muestra un diagrama en bloques de dicha estrategia. Como cada activo tiene una estrategia diferente, se utiliza un algoritmo genético para determinar los momentos que conviene comprar cada activo. En este trabajo sólo se trabajará en la primera etapa, solamente determinar las señales de compra y venta.

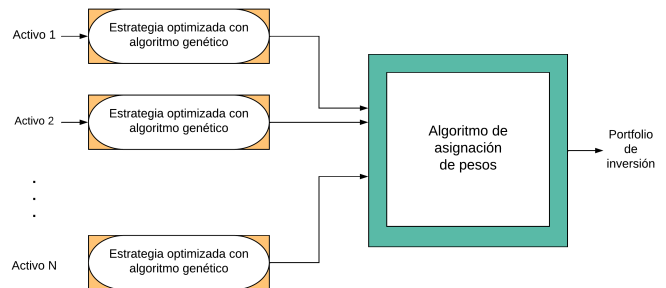


Figura 1: Diagrama de la estrategia

II. ENTRADA DE DATOS A UTILIZAR

II-A. Precios

Existen múltiples fuentes de datos que se utilizan para poder desarrollar estrategias de inversión, desde valores contables, datos climatológicos o tweets y noticias de personajes famosos. Una de las fuentes de datos más utilizadas son los precios, ya que tienen información reciente y son de fácil acceso. Para este proyecto se desarrollará una estrategia de inversión basándose en la variación diaria de precios.

II-B. Velas vs Ticks

Existen distintas formas de obtener un precio de un activo que cotiza de manera pública. Una muy utilizada son las velas. Cada vela la componen los siguientes valores:

1. Tiempo de la vela: cada cuanto se obtiene la vela, puede ser en días, horas o minutos.
2. Precio al inicio de la vela.
3. Precio mínimo durante el período.
4. Precio máximo durante el período.
5. Precio final de la vela.

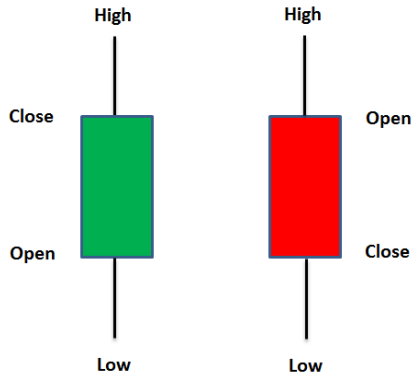


Figura 2: Velas de precios

El inconveniente de utilizar velas es que la velocidad con la que varían los precios no es constante. Por ejemplo, se pueden tener períodos donde utilizar velas de 5 minutos no tenga utilidad porque no hay cambios de precios, en cambio en otros momentos como los primeros minutos en la apertura de mercado con velas de 5 minutos se puede perder mucha información. Por esta razón en mucha bibliografía se utilizan ticks en vez de velas. Un tick, como una vela, tiene precio de apertura, máximo, mínimo y final, pero en vez de mostrar cada determinados minutos se obtiene un tick cada N transacciones, entonces, en períodos de muchas transacciones se obtienen muchos ticks y en períodos sin transacciones se obtienen pocos ticks. La variación porcentual de los ticks tiene menor varianza que la variación porcentual de velas y esto los hace más eficientes para este tipo de análisis. [1] Por desgracia, obtener ticks históricos de una determinada empresa es pago, ya que pueden ser en casos hasta teragigas de información. Por eso, para este trabajo se utilizarán precios de velas diarios que si bien es la peor opción, se pueden conseguir gratis en internet.

III. INDICADORES TÉCNICOS

La estrategia a optimizar en este trabajo tiene dos partes. Por un lado utilización de indicadores de tendencia y por otro indicadores de momentum. Los indicadores de tendencia a utilizar serán distintos tipos de medias móviles y los indicadores de momentum serán el RSI [2], estocástico [3], y MACD [4]. En este trabajo todos los indicadores técnicos tienen su salida normalizada en valores de -100 y +100.

III-A. Moving Average Convergence Divergence (MACD)

Este indicador, desarrollado en los años 70 por Gerald Appel [4], consta de 3 indicadores: el MACD propiamente dicho, la Señal y el Histograma. En la ecuación 1 se puede ver que el MACD se calcula como la diferencia entre 2 Medias Móviles Exponenciales de distinta longitud de la serie de precios del activo.

$$MACD = PME(12) - PME(26) \quad (1)$$

La Señal se calcula como la Media Móvil Exponencial del MACD, como se puede ver en la ecuación 2.

$$Señal = PME(9, MACD) \quad (2)$$

El Histograma se calcula como la diferencia entre el MACD y la Señal (ecuación 3).

$$Histograma = MACD - Señal \quad (3)$$

En términos de procesamiento de señal, la serie MACD es una media filtrada de la derivada de la serie de entrada (serie de precios de transacciones ordenados en el tiempo) con respecto al tiempo. (La derivada se llama "velocidad" en el análisis técnico de existencias). MACD estima la derivada como si fuera calculada y luego filtrada por los dos filtros de paso bajo en tándem, multiplicada por una "ganancia" igual a la diferencia en sus constantes de tiempo.

En términos comerciales un histograma positivo significa que la tendencia del mercado es alcista, en cambio, cuando el histograma es negativo la tendencia será bajista.

III-B. Relative Strength Index (RSI)

Se utiliza para trazar la fortaleza o debilidad actual e histórica de una acción o mercado en función de los precios de cierre de un período de negociación reciente. Fue ideado por J. Welles Wilder y publicado en la revista Commodities (actualmente llamada Futures) en junio de 1978 [2].

Para el cálculo de este indicador se toman 2 componentes, que se calculan para cada intervalo, de la siguiente forma, tomando como ejemplo un intervalo de 24 horas:

Si el precio de cierre de la acción es mayor al precio de cierre del día anterior:

$$U = Cierre_{hoy} - Cierre_{ayer} \quad (4)$$

$$D = 0 \quad (5)$$

Si en cambio, el precio de cierre de la acción es menor al precio de cierre del día anterior:

$$U = 0 \quad (6)$$

$$D = Cierre_{ayer} - Cierre_{hoy} \quad (7)$$

Con estos dos datos, se calcula la fuerza relativa (RS, Relative Strength) de la acción como un cociente de medias móviles ponderadas, como se puede ver en la ecuación 8.

$$RS = \frac{PME(U)}{PME(D)} \quad (8)$$

Finalmente, el indicador RSI se calcula utilizando la fórmula de la ecuación 9.

$$RSI = 100 - \left(100 * \frac{1}{RS + 1} \right) \quad (9)$$

El RSI es cercano a 100 cuando la relación entre PME(U) y PME(D) es muy alta, lo cual significa que el activo en cuestión subió mucho en relación a lo que bajó. Esto se interpreta como que el mercado está 'sobrecomprado' y se recomienda vender.

Caso contrario, cuando el RSI es cercano a 0 el mercado está "sobrevendido". En el caso de que $PME(D)$ sea 0, RSI será 100 y si $PME(U)$ es igual a 0 RSI será 0.

III-C. Stochastic Oscillator (SO)

En el análisis técnico, el oscilador estocástico es un indicador de impulso que utiliza niveles de soporte y resistencia. El Dr. George Lane desarrolló este indicador a fines de la década de 1950 [3]. El término estocástico se refiere al punto de un precio actual en relación con su rango de precios durante un período de tiempo. Este método intenta predecir los puntos de inflexión de precios comparando el precio de cierre de un valor con su rango de precios.

El oscilador estocástico de 5 períodos en un marco de tiempo diario se define de la siguiente manera:

$$\%K = 100 * \frac{(Precio - L5)}{(H5 - L5)} \quad (10)$$

$$\%D = \frac{(K1 + K2 + K3)}{3} \quad (11)$$

Donde H5 y L5 son los precios más altos y más bajos en los últimos 5 días, respectivamente, mientras que D es el promedio móvil de 3 días de K (los últimos 3 valores de K).

Cuando %D es cercano a 100 significa que está en zona de resistencia y por lo tanto se debe vender, en cambio cuando es cercano a 0 está en zona de soporte, por lo que se recomienda comprar.

IV. DESARROLLO

IV-A. Representación

Los algoritmos genéticos están basados en la teoría evolutiva de Darwin. Es un algoritmo de búsqueda que intenta encontrar una solución óptima. Cada solución es una estrategia de inversión para un determinado activo, y cada estrategia se representa como un conjunto de dos reglas y cada regla se representa como un conjunto de genes.

Un individuo o solución podría ser:

Solución : MA, 10 <, C, [0], &, Stoch, 5, >, 50, BUY

La solución sería un conjunto de dos reglas. Cada regla es un booleano, la condición puede ser verdadera o falsa.

La primera regla es: Cuando la media móvil (MA) de los últimos 10 días es menor al precio de cierre de 0 días (C, [0]) anteriores se cumple la condición.

La segunda regla: Cuando el estocástico (Stoch) de los últimos 5 días es mayor a 50 entonces se cumple la condición de compra.

Como el combinador en este caso es un AND cuando se cumplen ambas condiciones será una señal de compra, por contrario, será una señal de venta. Cuando se simula la estrategia para hallar su función de evaluación el simulador puede estar en los siguientes estados:

- 1) No tiene ningún activo
- 2) Tiene activos comprados

En cada uno de esos estados puede llegar una señal de compra o de venta. En la siguiente sección se detalla que se procede a realizar en cada estado dependiendo de la señal que se recibe.

IV-B. Simulador de compra y venta

Para poder hallar la función de evaluación de cada estrategia, detallado en la sección IV-C, se utilizará un simulador de compra y venta.

El simulador puede estar en dos estados:

- 1) Sin posición: No tiene posición en el activo y tiene dinero en su cuenta ficticia
- 2) Con posición: Tiene posición en el activo y no tiene dinero en su cuenta ficticia

Luego en cada estado puede recibir una señal de compra o una señal de venta:

- 1) Si no tiene posición y recibe una señal de compra, utilizará todo su dinero ficticio para comprar el activo, en su cuenta ficticia no tendrá más dinero y pasará al estado 2.
- 2) Si no tiene posición y recibe una señal de venta seguirá en ese estado sin realizar ningún movimiento.
- 3) Si tiene posición y recibe una señal de compra sigue en ese estado sin realizar ningún movimiento, ya que no tiene dinero en su cuenta ficticia.
- 4) Si tiene posición y recibe señal de venta venderá todos sus activos, el dinero en la cuenta será el precio de las acciones en ese momento por la cantidad de acciones a vender y pasará al estado 1

En la figura 3 se muestra como es el diagrama de estados del simulador

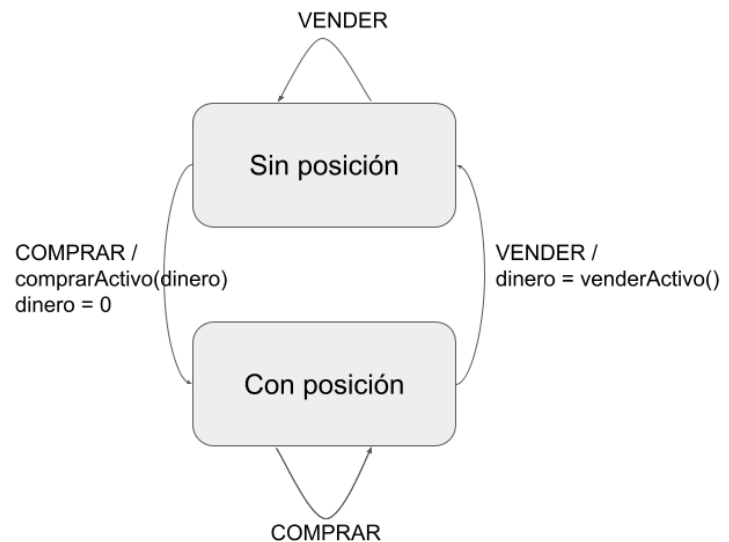


Figura 3: Máquina de estados del simulador

En la figura 4 se muestra como cambiaría una cartera ficticia de inversión para una determinada estrategia (a modo ilustrativo se utilizó una estrategia aleatoria, no necesariamente

es una buena estrategia). Como se puede observar, a la salida de la estrategia hay etapas donde el movimiento es igual a la del activo, en esos momentos la estrategia da señal de COMPRA, en otros momentos donde la salida es plana es porque la estrategia da señal de VENTA

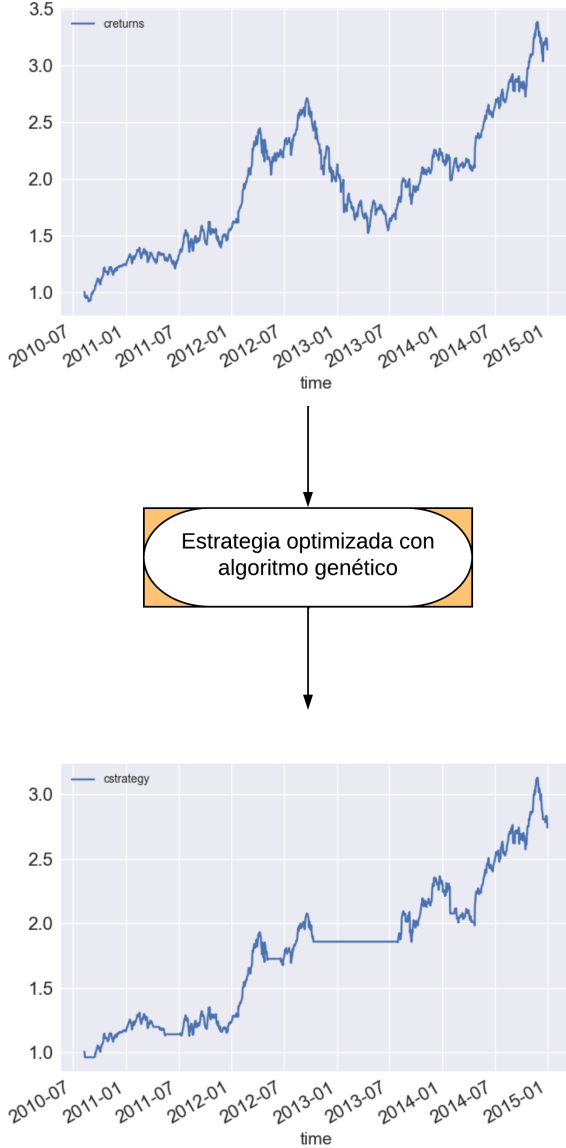


Figura 4: Implementación de estrategia. Retorno (en veces) en función del tiempo

IV-C. Población inicial

Primero se establecerá una población inicial de N soluciones. Cada solución tendrá los siguientes 10 genes:

1. Tipo de tendencia: Media móvil, media móvil exponencial.

2. Período de indicador de tendencia: número entre 1 y 200.
3. Operador de relación de tendencia: <, <=, >.
4. Precio usado para la tendencia: Cierre, promedio entre máximo mínimo y cierre, promedio entre máximo y mínimo.
5. Lag en el precio utilizado: número entre 1 y 10.
6. Combinador de reglas: OR o AND.
7. Tipo de indicador: RSI, estocástico, MACD, momentum (todos están normalizados en valores entre -100 y 100).
8. Período para calcular el indicador: número entre 1 y 50.
9. Operador de relación: <, <=, >
10. Número a comparar: entre -100 y 100.

Entonces cada solución tendrá 2 reglas y 1 gen. La primera regla será la regla de tendencia y está compuesto por los genes 1, 2, 3, 4 y 5. La segunda regla será la regla del indicador y está compuesto por los genes 7, 8, 9 y 10. El gen 6 pertenece a la solución

IV-D. Función de evaluación

La función de evaluación, también llamada función de aptitud o función de fitness, es la función con la que se evalúa que tan buena es una solución. Será utilizada para decidir que solución tiene mayor probabilidad de sobrevivir.

IV-D1. Sharpe ratio: Maximizar el sharpe ratio.

Una primera opción podría ser querer maximizar el retorno de la inversión, ese enfoque es acertado, pero los inversores también quieren tener en cuenta el riesgo de la inversión. Una forma básica de medir el riesgo de una inversión es con el desvío estándar. Por otro lado, resulta que existen estrategias que tienen el mismo retorno pero distinto desvío estándar, para poder comparar estrategias teniendo en cuenta su retorno y el desvío estándar se desarrolló el Sharpe Ratio [5], este ratio es que él queremos optimizar.

La definición es sencilla

$$SR = \frac{Mean(R) * \sqrt{252}}{Std(R)}$$

R son los retornos diarios, teniendo un vector de precios 'P' se calculan con la siguiente fórmula:

$$R = \frac{P[n+1] - P[n]}{P[n]}$$

la media de los retornos se calculan:

$$Mean(R) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i$$

y el desvío estándar:

$$Std(R) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})^2}$$

y se multiplica por $\sqrt{252}$ para anualizarlo, suponiendo que un año tiene 252 días hábiles.

Para verificar la afirmación de que existen estrategias con el mismo retorno, pero menor desvío estándar se realizó una simulación de 1000 estrategias sobre acciones de APPLE con órdenes de compra y venta aleatorias y se mapeó cada estrategia en un gráfico donde en el eje de ordenadas se tiene la media de los retornos anualizados y en el eje de abscisas el desvío estándar 5. En el mismo se puede apreciar como hay estrategias con el mismo retorno y menor desvío estándar.

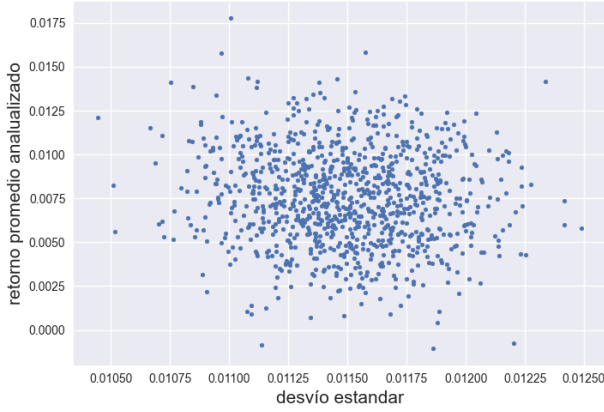


Figura 5: Mapeo de estrategias aleatorias.

IV-E. Selección

El criterio de selección decide qué individuos sobreviven y cuáles no. Un criterio fuerte de propagación es usado para asegurar que sobrevivan los cromosomas con mejor ranking.

El criterio utilizado es el siguiente:

Se calcula la función de optimización de toda la población:

$$popF = \sum_{i=1}^{i=popSize} eval(v(i))$$

siendo $f(i) = eval(v(i))$ la función de optimización de una solución i

la probabilidad de seleccionar a una solución a pasar a la próxima generación es:

$$pSel = \frac{f(i)}{popF}$$

IV-F. Cruza

Es el proceso en el cual dos soluciones se combinan. Para ello se realiza un corte aleatorio en un gen de una solución y se combinan los genes de los padres en una solución hijo

Por ejemplo si se tienen dos soluciones:

Solución1 : Exp, 20, >, L, [1], and, Stoch, 5, >, 50, BUY

Solución2 : MA, 10, <, C, [0], or, RSI, 10, <, 50, BUY

Si se quiere cruzar la solución 1 con la solución 2 y el corte se da en la posición 2 se obtendrá el siguiente individuo

SoluciónHijo1 : Exp, 20, <, C, [0], or, RSI, 10, <, 50, BUY

SoluciónHijo2 : MA, 10, >, L, [1], and, Stoch, 5, >, 50, BUY

IV-G. Mutación

La mutación es el proceso en el que los genes mutan para explorar nuevas posibles soluciones. Para ello se recorren todos los genes de todos los cromosomas y cada gen tiene una probabilidad del X de mutar. En la sección V-A se detalla como se eligió la probabilidad de mutación. Para mutar el gen se obtiene un valor aleatorio para un span con una variación pequeña. Por ejemplo si el gen puede ser un valor entre 1 y 200 y el gen tiene un valor de 100 podría mutar entre 80 y 120.

La distribución de probabilidad es uniforme, es decir, el gen tiene la misma probabilidad de mutar en cualquier valor del rango en el que se configuró.

El span de variación se configura en la inicialización. Se utilizó la siguiente configuración:

- Período del Indicador: Número entre 1 y 50 con span de 15
- Número a comparar el indicador: Número -100 y 100 con span de 30
- Período del indicador de tendencia: Número entre 1 y 200 con span de 30

Para el resto de genes como se varía entre un número pequeño de opciones (por ejemplo el tipo de indicador pueden ser 4 opciones diferentes) se utiliza "full span", es decir, puede ser mutar a cualquier opción con la misma probabilidad.

IV-H. Convergencia

La convergencia del algoritmo se dará con las siguientes condiciones:

1. La función de evaluación u optimización promedio de la población no mejora después de 5 generaciones.
2. Se alcanzó el número máximo de generaciones.

V. RESULTADO

El algoritmo genético se configuró de la siguiente manera:

- Converge si luego de 5 generaciones la función de evaluación promedio de la población para el set de evaluación no mejoró.
- Probabilidad de cruza: 15 %
- Probabilidad de mutación: 0.15 %
- Cantidad máxima de generaciones: 35
- Elitismo: No, pero se guarda el mejor cromosoma de cada generación y el test se realiza con el mejor de todas las generaciones.
- Largo de la población: Largo fijo de 400 soluciones.

El set de precios de un activo se separó en un set de entrenamiento llamado train, otro de evaluación llamado eval y otro de prueba llamado test. El set de train será el 70 % y se utilizará para optimizar la estrategia con el algoritmo

genético. Del 30 % restante se utilizará el 66 % para validar que la estrategia generalice y el último 33 % como set de prueba. Por ejemplo, al usar precios históricos de los últimos 10 años, 7 años son utilizados para optimizar la estrategia, 2 años para evaluación y 1 año para prueba. La forma de evaluar la estrategia es verificando que la función de evaluación promedio mejora tanto para train como para eval, por ello se dejará de optimizar si luego de 5 generaciones la función de evaluación promedio no mejora para el set de evaluación.

Para poder testear la estrategia en más de un año se utilizó una ventana deslizante de 5 años como se muestra en la figura 6. La idea es simular como se utilizaría este algoritmo en la realidad si la estrategia se vuelve a optimizar una vez al año. Para testear la estrategia en 2021, se utilizó como set de entrenamiento los precios desde 2012 hasta 2018 y como evaluación los precios del 2019 y 2020, para testear la estrategia en 2020, se utilizó como set de entrenamiento los precios desde 2011 hasta 2017 y como evaluación los precios del 2018 y 2019, y así para todos los años.

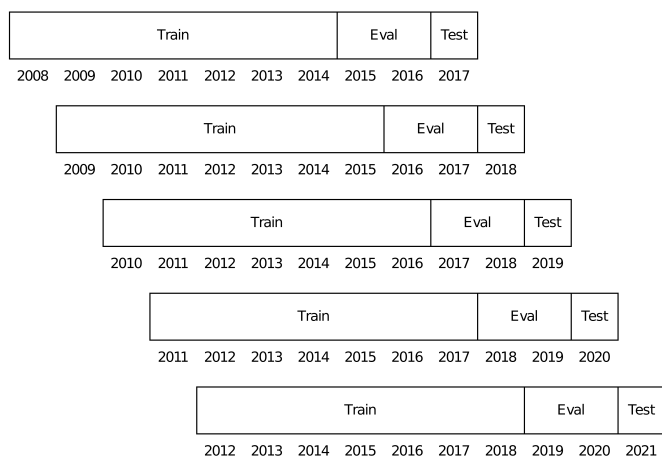


Figura 6: Ventana deslizante de 5 años.

V-A. Optimización de probabilidad de mutación

Con una probabilidad de mutación alta se exploran muchas soluciones, llevando al extremo este parámetro, donde la mutación es del 100 % sería como probar soluciones aleatorias todo el tiempo, por contrario, si la probabilidad de mutación es 0 %, no se explorarían nuevas soluciones con genes que no están en la población inicial. Se intentó buscar una probabilidad de mutación, fijando la población en 150 y la probabilidad de cruce en 15 %, que permita encontrar una buena solución. Por simplicidad, este análisis se realizó únicamente para el par EURUSD.

- Con una probabilidad de mutación del 0.05 % después de 35 generaciones la función de evaluación todavía seguía mejorando. 7
- Con una probabilidad de mutación del 0.15 % después de 35 generaciones se encontró una función de evaluación buena y mirando la el gráfico parece estabilizarse. 8

- Con una probabilidad de mutación el 0.5 % después de 35 generaciones no pudo encontrar una solución como la que se encontró con 0.15 % de probabilidad de mutación. 7

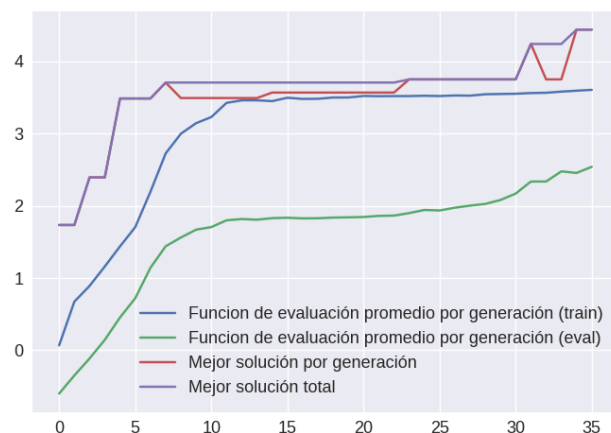


Figura 7: Función de evaluación EURUSD con probabilidad de mutación del 0.05 %

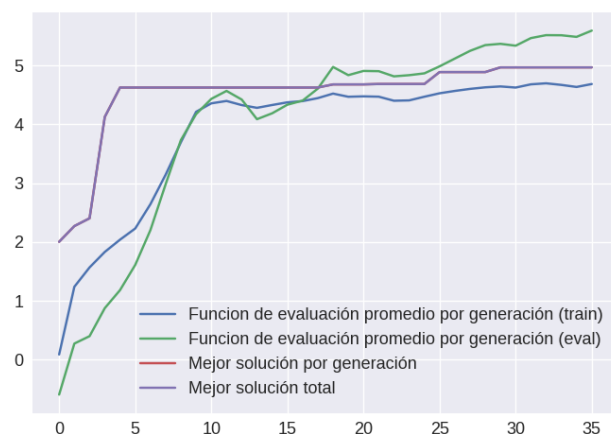


Figura 8: Función de evaluación EURUSD con probabilidad de mutación del 0.15 %

V-B. Resultados

Para simplificar se seleccionaron 9 activos muy diferentes para analizar el resultado del algoritmo en cada uno de ellos. Entre los seleccionados hay monedas, tecnología, petróleo, servicios financieros, empresa minorista, minera de oro, y una farmacéutica. La idea es poder abarcar mercados diferentes que tienen baja correlación entre sí. Los activos son:

1. EURUSD: Cambio entre dólar y euro
2. AAPL: Apple, empresa tecnológica

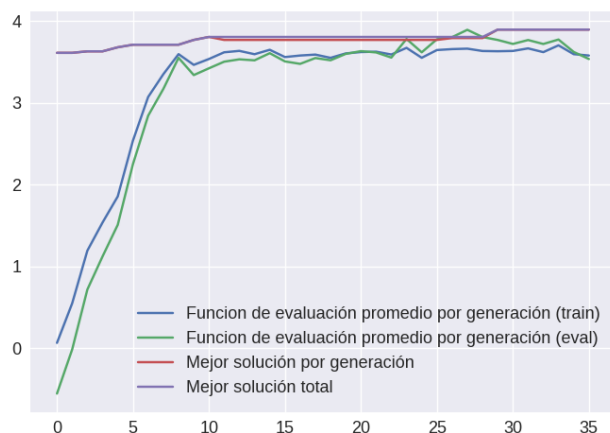


Figura 9: Función de evaluación EURUSD con probabilidad de mutación del 0.5 %

3. XOM: ExxonMobil, empresa petrolera estadounidense
4. JPM: JP Morgan, una de las empresas de servicios financieros más antiguas del mundo.
5. HD: Home Depot es una empresa minorista estadounidense de mejoras del hogar, ferretería, bricolaje y materiales de construcción.
6. LLY: Eli Lilly and Company es una de las farmacéuticas más grandes del mundo.
7. GOLD: Barrick Gold Corporation es la multinacional minera dedicada a la extracción de oro más grande del mundo.
8. GOOG: Alphabet, Inc. es una empresa multinacional con sede en Estados Unidos cuya principal filial es Google y Android, que desarrolla productos y servicios relacionados con internet, software, electrónica de consumo, dispositivos electrónicos y otras tecnologías.
9. GGAL: Grupo Financiero Galicia, es una compañía holding de servicios financieros argentina.

El objetivo es que la función de evaluación de la estrategia sea mejor al buy & hold (El buy & hold es la estrategia más básica de comprar siempre).

Las muestras quedan conformadas de la siguiente manera:

- Timestamp (fecha en la que se obtiene el precio, como se mencionó se obtienen velas diarias).
- Precio de inicio de la vela: Precio de apertura
- Precio máximo de la vela: Precio máximo de transacción en el período
- Precio mínimo de la vela: Precio mínimo de transacción en el período
- Precio final de la vela: Precio final de la vela
- Indicador: N indicadores con sus respectivos valores
- Retorno: $(\text{Precio cierre de vela} / \text{Precio cierre de vela anterior}) - 1$
- Precio de compra en este timestamp: Se utilizará precio final de la vela*

*Para poder simular hay que decidir que precio se utilizará para comprar o para vender. En producción se pueden obtener los precios con el mercado abierto, asumiendo condiciones ideales, si se obtienen precios históricos para computar la estrategia y si no hay delay entre el mercado y el algoritmo de compra y venta, el precio con el que se ejecutará la orden de compra o venta será aproximadamente el mismo que el precio de cierre de la última vela.

Cada estrategia del algoritmo genético tendrá asociado un simulador de compra y venta y utilizará estos inputs para determinar un output (señal de compra o venta) en cada timestamp y el simulador ejecutará la estrategia.

En la sección V-C, se muestran gráficos con la evolución de la función de evaluación para cada generación en el set de entrenamiento y en el mismo gráfico se muestra como evoluciona generación a generación la función de evaluación si se aplican las estrategias al set de evaluación.

En la tabla II se compara la función de evaluación de la estrategia que logró encontrar el algoritmo genético vs la función de evaluación aplicada a la estrategia de BUY & HOLD para el set de entrenamiento promedio de todas las ventanas deslizantes. En la tabla I se muestran la función de evaluación para el vector de test en cada año y el promedio de todos los años, por otro lado en la III se hace el mismo análisis pero para el benchmark.

Activo	Eval (Train)	Benchmark (Train)
EURUSD	4.53	-0.19
AAPL	2.12	0.854
XOM	1.41	0.086
JPM	1.215	0.36
HD	1.44	1.06
LLY	1.62	0.46
GGAL	1.34	0.48
GOLD	1.37	-0.3
GOOG	1.42	0.705

Cuadro I: Resultado promedio del set de entrenamiento y el resultado promedio del benchmark en cada período de la ventana deslizante

Activo	2017	2018	2019	2020	2021	Prom
EURUSD	6.48	5.21	5.53	5.72	7.81	6.15
AAPL	0.11	2.14	1.53	1.43	0.99	1.24
XOM	1.12	1.03	-0.22	0.07	-0.93	0.214
JPM	0.61	1.88	-1.03	1.71	1.05	0.844
HD	1.59	2.55	-0.27	1.47	0.01	1.07
LLY	1.09	2.73	-0.35	2.06	0.32	1.17
GGAL	0.0025	2.26	-0.99	1.19	-1.13	0.267
GOLD	0.23	-0.65	0.94	0.36	-0.62	0.052
GOOG	1.47	1.08	0.24	0.35	0.66	0.76

Cuadro II: Resultados en set de test

Activo	2017	2018	2019	2020	2021	Prom
EURUSD	-0.25	1.72	-0.93	-0.33	1.09	0.26
AAPL	0.40	2.03	-0.36	2.75	1.13	1.19
XOM	0.93	-0.73	-1.11	-0.15	-0.93	-0.398
JPM	1.31	1.3	-0.41	1.8	-0.07	0.786
HD	0.59	2.55	-0.57	1.29	0.32	0.836
LLY	-0.64	0.86	1.4	0.61	0.46	0.538
GGAL	0.12	2.27	-1.3	-0.69	-0.73	-0.066
GOLD	1.27	-0.60	-0.34	1.14	0.42	0.378
GOOG	0.2	1.67	-0.037	0.95	0.54	0.664

Cuadro III: Resultados del benchmark en cada año

V-C. Gráficos

En esta sección se muestran los gráficos para la ventana de entrenamiento y evaluación del 2012 al 2020.

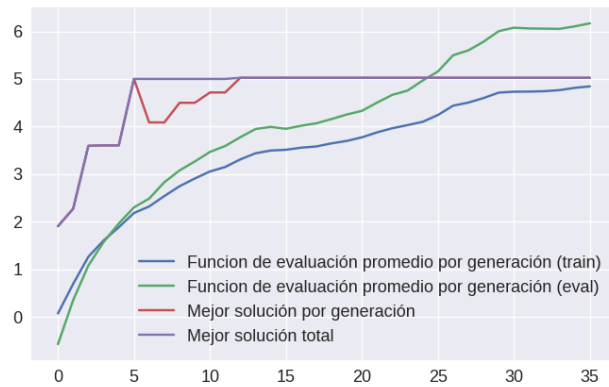


Figura 10: Función de evaluación EURUSD.

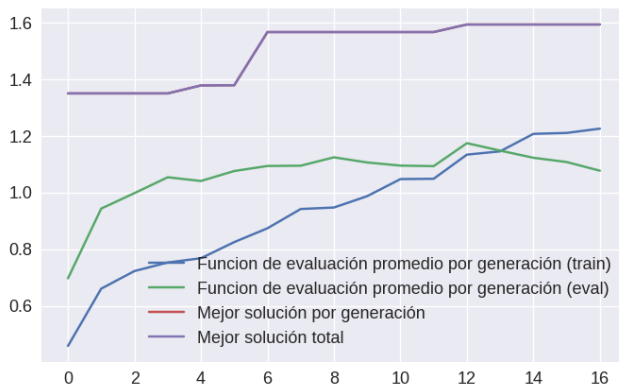


Figura 11: Función de evaluación AAPL.

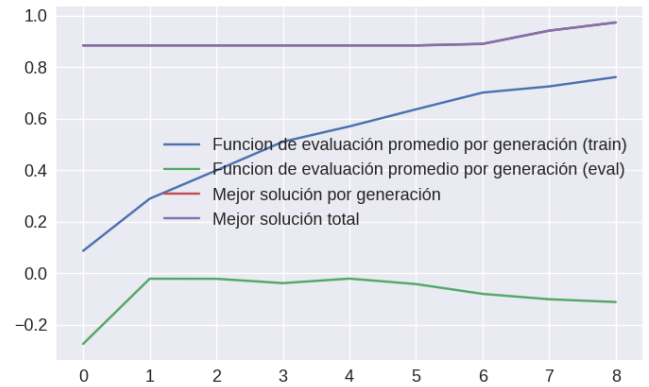


Figura 12: Función de evaluación XOM.

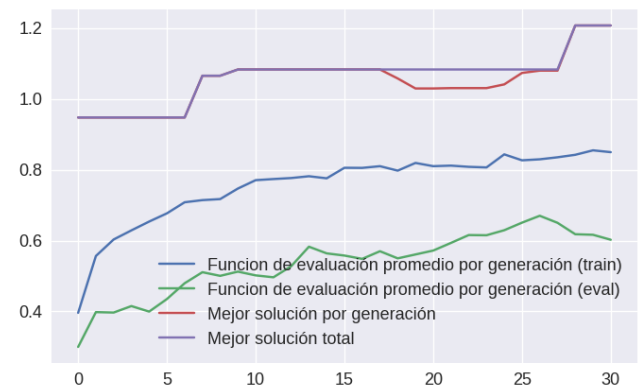


Figura 13: Función de evaluación JPM.

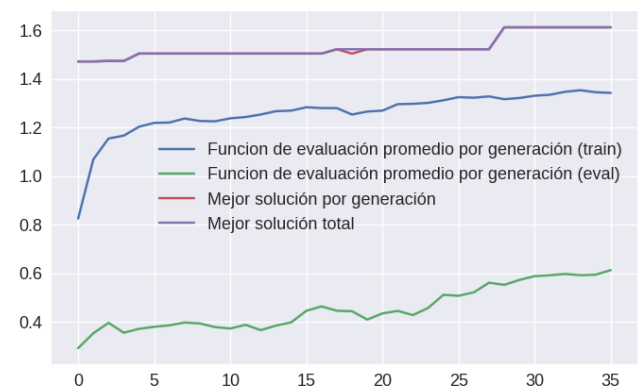


Figura 14: Función de evaluación HD.

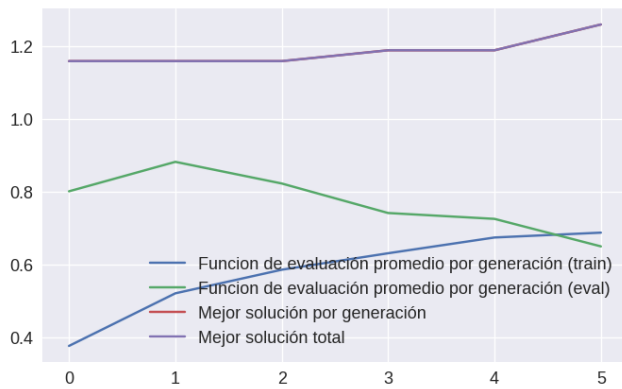


Figura 15: Función de evaluación LLY.

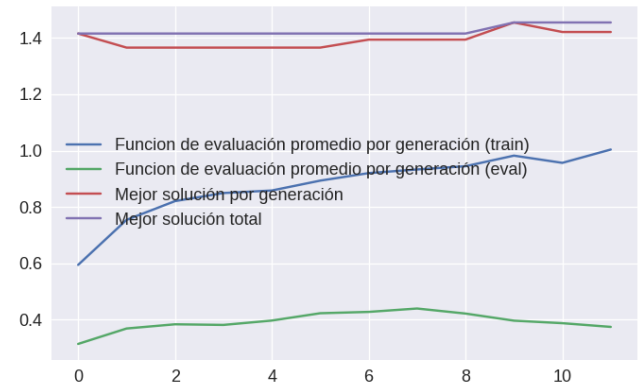


Figura 18: Función de evaluación GOOG.

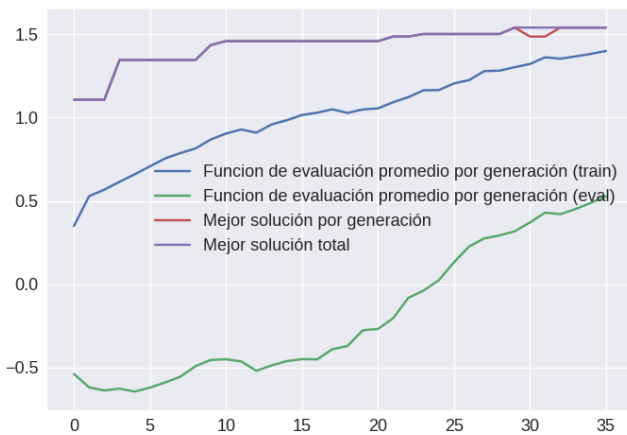


Figura 16: Función de evaluación GGAL.

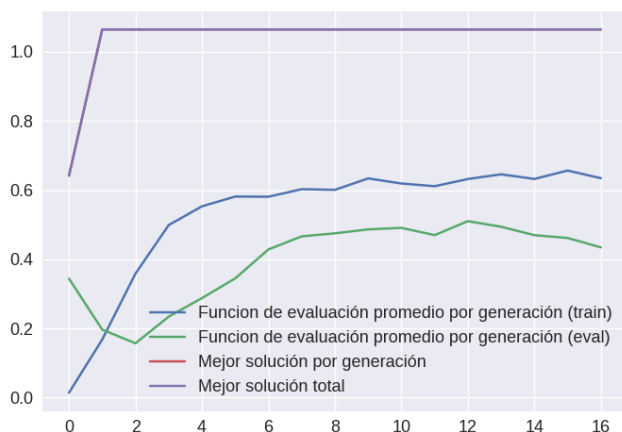


Figura 17: Función de evaluación GOLD.

VI. CONCLUSIONES

Luego de aplicar el algoritmo a los activos seleccionados y analizando los resultados se obtienen las siguientes conclusiones:

1. El algoritmo funciona: En los gráficos de la sección 8 se observa que generación tras generación la función de evaluación promedio mejora y de a poco se encuentra un máximo local. Además, en todos los casos, la función de evaluación en el set de entrenamiento es ampliamente superior al benchmark.
2. Generación tras generación la función de evaluación en el set de eval también mejora, aunque en menor medida, por lo que se infiere que, para la mayoría de casos, la estrategia está generalizando.
3. En 8 de los 9 activos el algoritmo obtuvo un Sharpe Ratio promedio para los 5 años de test mejor al benchmark. Con lo que se consigue el objetivo para esta etapa del algoritmo de portfolio de inversión detallado en la sección. I-A

REFERENCIAS

- [1] M. L. De Prado, *Advances in Financial Machine Learning*, 2018.
- [2] J. W. Wilder, *New Concepts in Technical Trading Systems*, 1978.
- [3] G. C. Lane, *Lane's Stochastics, Technical Analysis of Stocks Commodities*, 1984.
- [4] G. Appel, "Technical analysis power tools for active investors." *Financial Times Prentice Hall*. p. 166. ISBN 0-13-147902-4, 2005.
- [5] W. F. Sharpe, "'mutual fund performance'", *Journal of Business*. 39 (S1): 119–138., 1966.