

Aplicació automàtica d'estratègies potenciades amb intel·ligència artificial en el trading de criptomonedes

Jesús Rojas Morales

TFE pel departament de Ciències de la Computació de l'EPSEVG

Realització durant el primer quadrimestre del curs 2022-2023

Resum

Aquest projecte estudia l'automatització del trading de criptomonedes. Es volen implementar robots de trading que facin compres i vendes de Bitcoin de forma automàtica per generar beneficis. Perquè els robots prenguin les decisions correctes es valoren diferents mètodes:

1. Modelar el comportament del preu amb un **model de regressió lineal**.
2. Categorització de les dades dels preus amb un **model de classificació**.
3. Creació i testatge amb dades històriques del preu d'estratègies creades amb **indicadors tècnics**.

Els mètodes són posats a prova amb dades històriques i es pren una decisió informada sobre quin mètode utilitzar en la implementació final. Finalment, el funcionament dels robots es prova en temps real executant un dels sistemes plantejats en el cloud.

En resum, l'objectiu d'aquest projecte és maximitzar els beneficis del trading automàtic alhora que estudiem la idoneïtat de diversos sistemes per aquesta fi.

1. Introducció

Per dur a terme l'automatització de trading crearem robots, és a dir, executables que faran compres i vendes de forma automàtica per guanyar diners. Aquests robots rebran actualitzacions contínues del preu d'una criptomoneda. Observem la forma de les dades:

Date	Open	High	Low	Close
2017-08-17 04:00:00	4261.4800	4313.6200	4261.3200	4308.8300
2017-08-17 05:00:00	4308.8300	4328.6900	4291.3700	4315.3200
2017-08-17 06:00:00	4330.2900	4345.4500	4309.3700	4324.3500
2017-08-17 07:00:00	4316.6200	4349.9900	4287.4100	4349.9900
2017-08-17 08:00:00	4333.3200	4377.8500	4333.3200	4360.6900

Com podem veure els robots sabran en tot moment el preu d'obertura, de clausura, màxim i mínim. Després de processar aquestes dades, hauran de generar un senyal que pren valors del conjunt [-1, 0, 1]. Aquest senyal els indicarà que fer: 1 vol dir comprar, -1 vol dir

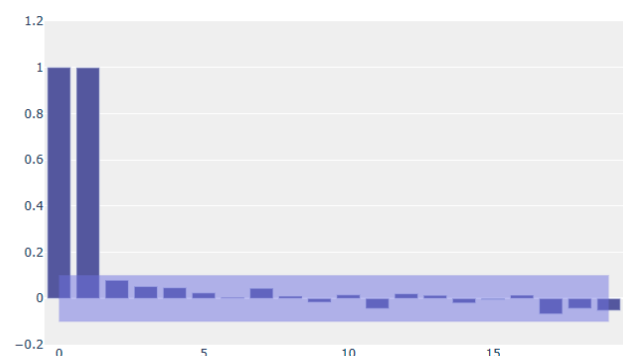
vendre i 0 vol dir no fer res. Per tant, el que mirarem de fer és avaluar la bondat de diversos sistemes per generar aquest tipus de senyals. Avaluarem la seva idoneïtat com a solució pel problema plantejat i prendrem una decisió formada de quin mètode utilitzar per a la implementació final.

2. Estudi de la idoneïtat dels models de regressió

El primer enfocament que tractarem són els models de regressió. Aquests es fonamenten en el fet que existeix una relació lineal entre el valor a predir i els valors coneguts del passat de la variable.

Per determinar si això és cert pel preu d'una criptomoneda, mesurarem l'autocorrelació de la variable. Una bona autocorrelació indica que els preus futurs estan relacionats linealment amb els preus passats i el model de regressió seria efectiu. Si no hi ha autocorrelació, és poc probable que el model sigui efectiu.

Observem l'exploració visual de l'autocorrelació present en el preu del Bitcoin:



Només tenim valors d'autocorrelació significativa pels instants de temps 0 i 1. Per tant, del gràfic podem extreure que cada valor del preu només té relació amb el valor immediatament anterior. Això ens porta a pensar que els models de regressió no són aptes pel nostre problema.

De fet, podríem constatar que la millor predicció realitzable és igual a l'últim valor conegut de la sèrie més un error impredecible. Aquesta afirmació està espatllada per la teoria del Random Walk sobre els preus borsaris.

S'han creat diversos models per mirar de refutar aquesta premissa. Ara observem el rendiment dels models creats comparant-los amb un model basat en prediccions de l'últim valor conegut de la sèrie més un error impredecible:

	Modelo	Lags	Error
0	Random Walk	1	0.3646
1	LGBMRegressor1	1	0.8026
2	LGBMRegressor5	5	0.8141
3	LGBMRegressor10	10	0.8568

Com podem observar cap model millora les prediccions basades en la teoria del *Random Walk* que es fonamentava en prediccions pràcticament aleatòries. Si afegim això al fet que el preu no presentava autocorrelació, podem assumir que aquests tipus de models no serveixen per donar solució al nostre problema.

3. Estudi de la idoneïtat de models de classificació

Ara s'explora un enfocament diferent per a la predicció de preus de criptomonedes. En lloc de fer prediccions directes sobre el preu, es tracta de predir el signe del mercat, és a dir, si el preu pujarà o baixarà.

Aquesta forma de treballar redueix la complexitat de les prediccions. Per fer això, s'utilitzarà un model de classificació. Aquest tipus de models requereixen ser entrenats amb un conjunt de dades etiquetades, on cada mostra té associada una resposta.

A partir d'aquestes dades d'entrenament, el model aprèn a detectar patrons i característiques que associen les mostres amb les seves respostes.

Observem que el model de classificació s'adapta bé a aquest problema, ja que si es defineixen tres etiquetes [-1, 0, 1], es pot crear un model que doni com a resultat un senyal com els que han de calcular els robots finals del treball. Llavors, per dur a terme l'etiquetació:

- Assignarem un 0 per defecte a totes les mostres com a etiquetació inicial.
- Després assignarem un 1 a un terç de les mostres, les de majors retorns positius. Així, quan el preu puja significativament l'etiqueta indica una posició de compra.

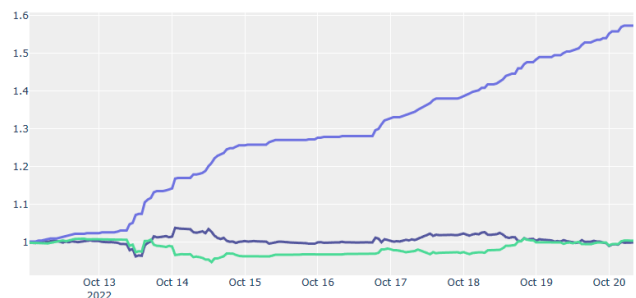
- Per últim, assignarem un -1 a un terç de les mostres, les de majors retorns negatius. Així, quan el preu baixa significativament l'etiqueta indica una posició de venda.

Una vegada entrenat el model avaluem els resultats en funció de la precisió de les prediccions que realitza. Observem a continuació l'informe de precissio associat a un model creat pel trading de criptomonedes:

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.30	0.43	0.35	54
0	0.60	0.41	0.49	95
1	0.34	0.39	0.36	51
accuracy			0.41	200
macro avg	0.41	0.41	0.40	200
weighted avg	0.45	0.41	0.42	200

La precisió general reportada del 41% suggereix que el model està classificant incorrectament el 59% de les entrades. Això significa que el model no està sent capaç de categoritzar de manera adequada les noves mostres.

Per últim, prendrem els resultats del model per simular els guanys i les pèrdues que produiria seguir les prediccions del model. Farem una simulació en la qual la inversió inicial és 1\$ i assumim la reinversió continua dels diners generats per la compravenda:



- En blau fosc observem els **retorns** del preu. Ens mostra com varia el preu en el temps.
- En blau clar els guanys produïts per l'**etiquetació**. De la gràfica podem extreure que ens produiria entre un 50% i un 60% de beneficis respecte a la inversió inicial.
- En verd clar els guanys produïts per les prediccions del **model**. Com podem observar la línia dels guanys produïts no creix en el temps i els beneficis generats són aproximadament del 0%.

Si acceptéssim el model de classificació com a solució pel nostre problema les compres i les vendes realitzades no ens donarien beneficis.

4. Estudi de la idoneïtat d'estratègies basades d'en indicadors tècnics

En aquest punt del treball considerem comprovada la no idoneïtat dels sistemes basats en models de

regressió i classificació com a solucions pel trading de criptomonedes. Ara l'enfocament recaurà sobre els indicadors tècnics, que són càlculs estadístics que ens donen informació clau del mercat.

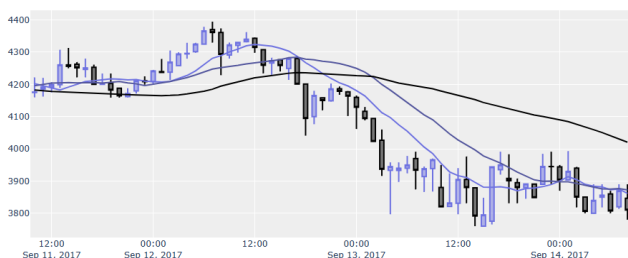
Els indicadors tècnics analitzen les dades històriques del preu d'un actiu per ajudar a determinar aspectes com la tendència, moment i volatilitat actuals del mercat. Són una excel·lent opció com a base per crear estratègies de trading perquè permeten identificar oportunitats de compra o venda en diferents marcs temporals. A més, es poden combinar diferents indicadors per a crear estratègies de trading més completes i eficaces.

Per testejar el seu potencial, generarem estratègies amb la combinació de diferents indicadors. Les estratègies es creen fent una bona lectura de la informació que ens donen els indicadors. Quan de la lectura entenem que estem en un moment amb condicions de mercat favorables per una compra, l'estratègia generarà un senyal de compra (1). Si entenem que estem en un moment amb condicions favorables per una venda, l'estratègia generarà un senyal de venda (-1). Altrament, si els indicadors no ens fan entendre que les condicions del mercat són favorables per cap acció de compravenda, l'estratègia generarà un senyal de neutralitat (0).

Per cada estratègia que creem simularem la seva execució amb dades històriques del preu de la criptomoneda. Just com vam fer amb el senyal del model de classificació. Aquest tipus de proves s'anomenen backtesting. El backtesting consisteix, per tant, a simular amb dades històriques del preu les accions de compravenda que planteja l'estratègia i prendre mesures del rendiment financer que hagués oferit en el passat.

4.1 Estratègia basada en triple SMA

La primera estratègia de la qual parlarem utilitza un sol indicador anomenat SMA o Simple Moving Average que elimina les fluctuacions del preu i permet veure la seva tendència general. Observem com es veuen tres SMA amb un gràfic d'espelmes:



La idea principal d'aquesta estratègia és que, si les SMA a curt termini creuen per sobre les SMA a mes llarg termini, es considera un senyal de compra, mentre que si les curtes creuen per sota a les llargues, es considera un senyal de venda. En aquest gràfic observem una oportunitat clara de venda.

Seguint aquestes regles i després de l'optimització dels paràmetres d'entrada per aquesta estratègia observem el rendiment mitjà mensual que l'estratègia hagués donat en 2022:

```
=====  
Average investment multiple: 0  1.0146  
dtype: float64  
Average outperformance versus (Buy & Hold): 0  0.0921  
dtype: float64  
=====
```

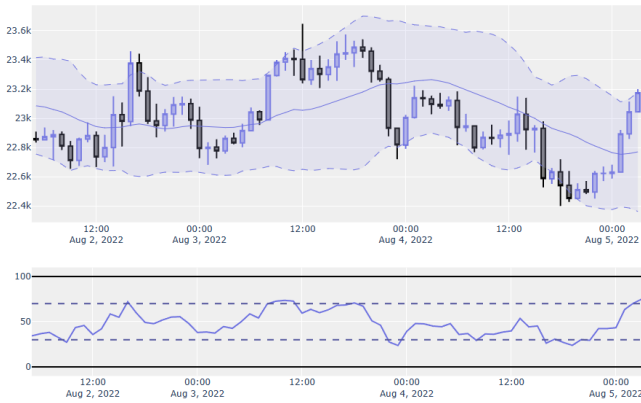
Les proves realitzades mostren que l'estratègia podria generar un 1.5% aproximat de beneficis mensuals, un 18% anual. En termes econòmics, planteja un rendiment superior al que ofereix un fons d'inversió borsari que sol oferir un 8-12% anual.

4.1 Estratègia basada en triple RSI i BB

Aquesta estratègia es basa en dos indicadors tècnics:

- **RSI:** és un indicador que posa el preu actual de l'actiu amb relació als preus que ha tingut en un període de temps determinat. Si el preu és alt comparat amb els darrers preus diem que està sobrecomprat. Si és baix comparat amb els darrers preus diem que està sobrevenut.
- **Bandes de Bollinger:** mesura la volatilitat amb tres bandes: una mitjana mòbil que representa el preu mitjà, i dues bandes paral·leles per amunt i per a baix que se separen de la mitjana en proporció a la volatilitat present. Quan les bandes inferior i superior s'allunyen de la mediana vol dir que la volatilitat creix. Si les bandes s'apropen vol dir que la volatilitat decreix.

Observem com es veuen l'RSI i les BB amb un gràfic d'espelmes:



En el gràfic podem observar com els indicadors ens detecten oportunitats de compra, quan el RSI (segona gràfica) està per sobre d'un llindar superior i el preu (primera gràfica) està per sobre de la Banda superior de Bollinger.

També oportunitats de venda quan el RSI està per sota d'un llindar i el preu està per sota de la banda inferior de Bollinger.

Seguint aquestes regles i després de l'optimització dels paràmetres d'entrada per aquesta estratègia observem el rendiment mitjà mensual que l'estratègia hagués donat en 2022:

```
=====
Average investment multiple: 0  1.0792
dtype: float64
Average outperformance versus (Buy & Hold): 0  0.1602
dtype: float64
=====
```

Les proves realitzades mostren que l'estratègia podria generar un 5% aproximat de beneficis mensuals, un 60% anual. En termes econòmics, planteja un rendiment molt superior al que ofereix un fons d'inversió borsari que sol oferir un 8-12% anual.

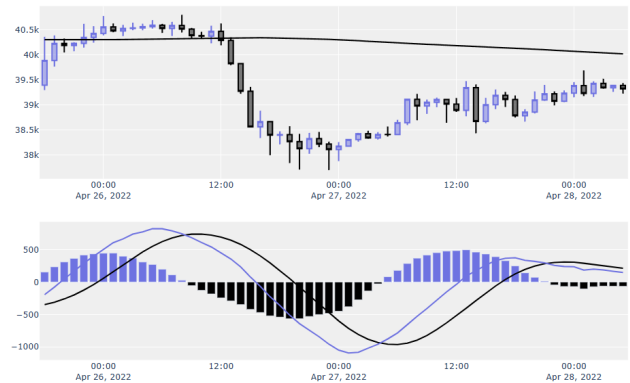
4.3 Estratègia basada en MACD i DEMA

Aquesta estratègia està basada en dos indicadors:

- **MACD:** és un indicador tècnic que mesura la relació entre dues mitjanes mòbils (una curta i una llarga) per detectar canvis en la tendència. Quan el MACD creua per sobre de la seva línia de senyal, es considera un senyal de compra, mentre que, quan el MACD creua per sota de la seva línia de senyal, es considera un senyal de venda.
- **DEMA:** és un indicador tècnic similar a la mitjana mòbil simple o SMA, però que dona un pes més gran als preus més recents. Això significa que l'DEMA és més sensible als canvis recents en el preu. Per aquesta estratègia la DEMA ens permetrà operar a favor de la tendència més general del preu,

entrant en compres en tendències alcistes i en vendes en tendències baixistes.

Observem com es veuen el MACD i la DEMA amb un gràfic d'espelmes:



Observem el segon gràfic, que representa els tres components del MACD: la diferència de mitjanes en blau clar, la línia de senyal en negre, i l'histograma de barres, la diferència dels dos primers en forma d'oscil·lador, que pren valors positius i negatius. En aquest cas podem veure com el MACD creua per sota de la línia de senyal indicant-nos una possible entrada per una posició a curt o venda.

Al primer gràfic de veles podem veure la DEMA que ens marca si estem en una tendència alcista, si el preu està per sobre, i baixista si el preu està per sota. En aquest gràfic el preu passa per sota de la DEMA mostrant-nos l'inici d'una tendència baixista i la confirmació de l'entrada abans esmentada que senyalitzava el MACD i que ens faria guanyar diners.

Seguint aquestes regles i després de l'optimització dels paràmetres d'entrada per aquesta estratègia observem el rendiment mitjà mensual que l'estratègia hagués donat en 2022:

```
=====
Average investment multiple: 0  1.0870
dtype: float64
Average outperformance versus (Buy & Hold): 0  0.1651
dtype: float64
=====
```

Les proves realitzades mostren que l'estratègia produiria un 9% aproximat de pèrdues mensuals, un 108% anual. En termes econòmics, planteja un rendiment molt superior al que ofereix un fons d'inversió borsària que sol oferir un 8-12% anual. Una estratègia que sens dubte podem considerar per la implementació final dels robots.

4.3 Estratègia basada en SQUEEZM i ADX

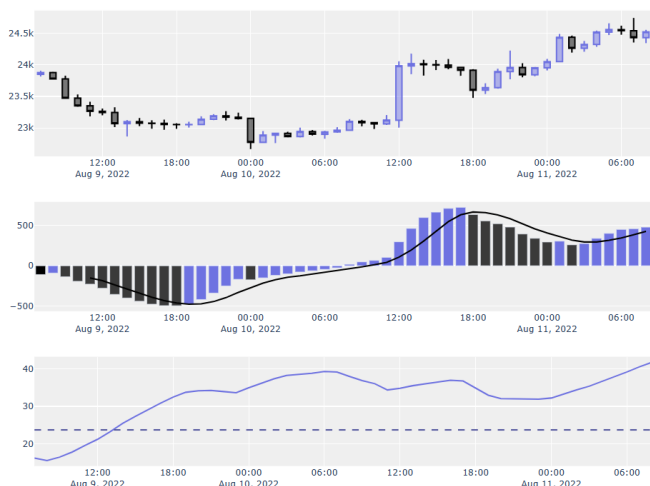
Per aquesta estratègia utilitzarem un indicador més complex anomenat Squeeze Momentum o SM. Es

calcula a partir de dos indicadors: els Keltner Channels o KC i les Bandes de Bollinger o BB.

Per entendre aquest indicador cal saber que el mercat passa per períodes en els quals es mou en alguna direcció, i moments en els quals el preu es consolida. L'SQUEEZM tracta de detectar els moments en els quals el mercat passa d'una consolidació a una tendència. Això passa quan les Bollinger Bands s'obren i surten per fora dels Keltner Channels, mostrant l'inici d'un moviment.

Adicionalment, i per confirmar la consolidació dels moviments detectant moments de compravenda més segurs utilitzarem l'indicador ADX o Average Directional Index, un càlcul estadístic del preu que varia entre 0 i 100, on valors alts indiquen una tendència forta i valors baixos indiquen una tendència feble.

Observem com es veuen l'SQUEEZM i l'ADX amb un gràfic d'espelmes:



En aquest cas ens centrarem en el segon gràfic. L'oscil·lador del SQUEEZM pren valors positius quan un moviment alcista del mercat agafa força, i valors negatius quan un moviment baixista agafa força. Podem veure el començament de moviments alcistes quan l'oscil·lador mostra barres blaves, o baixistes quan mostra barres negres, marcant l'entrada a compres i vendes.

Si ara mirem el tercer gràfic, que correspon a l'ADX, veurem que un llindar ens marca quan els moviments es consoliden. En aquest cas podem veure com l'ADX ens confirma l'entrada del SQUEEZM.

Seguint aquestes regles i després de l'optimització dels paràmetres d'entrada per aquesta estratègia observem el rendiment mitjà mensual que l'estratègia hagués donat en 2022:

```
=====
Average investment multiple: 0  1.1288
dtype: float64
Average outperformance versus (Buy & Hold): 0  0.1930
dtype: float64
=====
```

Les proves realitzades mostren que l'estratègia podria generar un 12% aproximat de beneficis mensuals, un 144% anual. En termes econòmics, planteja un rendiment molt superior al que ofereix un fons d'inversió borsària que sol oferir un 8-12% anual. Una estratègia que sens dubte podem considerar per la implementació final dels robots.

5. Especificació de la prova final

En aquest punt tenim proves realitzades per saber el rendiment mitjà mensual que ens ofereix cada estratègia amb dades del passat. Volem, per tant, fer una prova amb la qual els robots operin durant un mes i puguem fer una comparació directa de rendiment.

Duran aproximadament un mes des del 26 de desembre del 2022 hem posat tres robots a funcionar:

- Un robot executant l'estratègia basada **MACD** i **DEMA** amb temporalitats de 15 minuts.
- Un robot executant l'estratègia basada en els indicadors **RSI** i **Bandes de Bollinger** amb temporalitats de 15 minuts.
- Un robot executant l'estratègia basada en els indicadors **SQUEEZM** i **ADX** amb temporalitats de 15 minuts.

Un punt important a ressaltar és que, per poder deixar els robots funcionant sense interrupcions degudes a la connectivitat o altres incidències, hem considerat que la millor idea era executar-los en el cloud. Observem una mostra de l'execució dels robots en el cloud fent reports de les operacions que realitzen:

```
-----
| GOING NEUTRAL
| Base_Units = 0.004306 | Quote_Units = 99.93674832
| Profit = -0.007 | CumProfits = -0.058
|-----
```

```
-----
| GOING SHORT
| Base_Units = 0.004282 | Quote_Units = 99.9435928
| Profit = 0 | CumProfits = -0.038
|-----
```

```
-----
| GOING NEUTRAL
| Base_Units = 0.004269 | Quote_Units = 99.93519819
| Profit = 0.016 | CumProfits = -0.029
|-----
```


Aquests són de fet els darrers reports d'operacions que han donat els robots. Si ens fixem en les *Quote_Units* els robots reporten pèrdues d'aproximadament 0.6-0.7% en el mes de gener de 2023. Si aquest rendiment es repliqués pels mesos posteriors parlaríem de pèrdues d'un 8-9% anual en el 2023.

De totes maneres, el backtesting mostrava mesos en els quals el rendiment de les estratègies baixava i produïen pèrdues similars. El cas és que també hi havia mesos que el rendiment era molt superior al mitjà. Per tant, a favor del sistema, podem llegir els resultats de la prova final com un mes dolent, que no reflecteix el rendiment mensual mitjà real de les estratègies a llarg termini.

6. Conclusions

En aquest treball, hem abordat problema d'automatitzar el trading de criptomonedes. Per fer-ho hem explorat la bondat de diferents sistemes que ens podien servir per prendre les decisions de compravenda adequades.

En primer lloc, hem estudiat la possibilitat de realitzar prediccions del preu amb models de regressió lineal. Hem pogut concloure que aquest mètode no era vàlid pel nostre context. La relació lineal entre els valors passats i futurs que pressuposen aquests models no era present en la variable a predir, tal com reflectia l'estudi d'autocorrelació.

També hem generat un model de classificació esperant que la transformació del problema en una categorització de les mostres ens conduís a models de IA amb millors resultats. Però aquest sistema també ha sigut descartat com a solució pel problema. Ni la precisió ni el rendiment financer associat al senyal que generava el sistema eren satisfactoris.

En resum, segons el nostre estudi del problema hem conclòs que els sistemes basats en models de IA no són prou eficaços pel trading de criptomonedes. En aquest punt atribuïm la no idoneïtat d'aquest tipus de sistemes a la complexitat del mercat de criptomonedes, on els preus són molt volàtils i sensibles a l'especulació, fet que dificulta el tipus de prediccions que fan els models de IA.

Per una altra banda, els indicadors tècnics mostren un rendiment prou satisfactori en l'escenari del backtesting, el que ens porta a concloure que són una eina útil per prendre decisions de compravenda en el mercat de criptomonedes.

De fet, una de les observacions més significatives realitzades en aquest projecte té molt a veure amb l'èxit

d'aquest enfocament. És el fet que la mateixa naturalesa especulativa del mercat de criptomonedes premia el bon ús dels indicadors. Al final els indicadors són eines molt populars entre els traders de criptomonedes. Per tant, quan un indicador ens planteja una compra, molts traders faran aquesta mateixa lectura i sovint es començaran a produir compres que fan que el preu es dispari. Teoritzem que aquesta regla de comportament, encara que no és inflable, afavoreix un enfocament basat en indicadors tècnics.

Pel que fa a la prova en temps real, si bé els resultats dels indicadors no són encoratjadors, considerem encara possible que en un entorn real el sistema basat en indicadors és competent. Primer perquè els resultats al backtesting avalen un rendiment excel·lent en el passat. I, en segon lloc, perquè només hem pogut veure que fan els robots durant el mes de gener del 2023, és a dir, considerem que la mostra del comportament observat és massa curta per ser significativa del veritable rendiment a llarg termini que ofereix el sistema.

7. Bibliografia

- [1] *Udemy (2021). Cryptocurrency Algorithmic Trading with Python and Binance.*
- [2] *TradingView (2021). Gráficos de Trading.*
- [3] *Binance Academy (2021). Academia Binance.*
- [4] *Binance API Docs (2021). Documentación de la API de Binance.*
- [5] *Technical Analysis Library in Python (2021). Biblioteca de Análisis Técnico en Python.*
- [6] *LightGBM (2021). Documentació de la llibreria LightGBM.*
- [7] *Universidad de Deusto (2021). Criptomonedas - Algoritmos de trading en Python.*
- [8] *Ciencia de Datos (2021). Pronóstico de criptomonedas: Bitcoin con aprendizaje automático en Python.*
- [9] *scikit-learn (2021). Búsqueda aleatoria con RandomizedSearchCV.*
- [10] *Alpha Algorithms (2021). Cálculo de MACD en Python.*
- [11] *Alpha Algorithms (2021). Índice de Fuerza Relativa (RSI) en Python*
- [12] *Alpha Algorithms (2021). Bandas de Bollinger en Python.*
- [13] *TradingLab (2021). Trading con Python*
- [14] *Medium (2021). Implementing the Most Popular Indicator on TradingView Using Python.*