

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

SCUOLA DI SCIENZE
Corso di Laurea in Informatica per il management

**RETI NEURALI PER
LA PREVISIONE FUTURA
DEL PREZZO DI CRIPTOVALUTE**

Relatrice:
Chiar.ma Prof.
Elena Loli Piccolomini

Presentata da:
Federico Tavi

Sessione II
2020-2021

Astratto

Il qui presente elaborato è stato pensato e suddiviso in modo tale da renderlo fruibile a chiunque, cercando innanzitutto di comprendere al meglio quali siano i concetti chiave dal punto di vista tecnico, economico e sociale che orbitano attorno al mondo delle criptovalute.

La prima parte si focalizza su quali aspetti tecnici si devono considerare per analizzare un progetto nell'ambito crypto, analizzando l'ambiente in contrapposizione con le valute tradizionali e cercando di fare chiarezza su diversi progetti, carpando differenze sostanziali fra le differenti tipologie con differenti scopi, sottolineando cosa realmente significhi coin e cosa token, ma non solo. Si andranno ad analizzare i concetti più importanti insiti nella tokenomics di una criptovaluta e come l'impatto dei social network possa realmente influire in questo mercato in via di sviluppo.

Nel secondo capitolo sono stati selezionati e spiegati i differenti algoritmi utilizzati nell'analisi, la quale è stata effettuata principalmente utilizzando Prophet e le reti neurali LSTM. Algoritmi che sono stati eseguiti successivamente ad uno studio delle risorse disponibili, al fine di cercare di trarre un'analisi quanto più interessante possibile. Risorse prettamente finanziarie, quindi dati giornalieri borsistici del prezzo ma non solo, e la ricerca di fonti le quali coadiuvassero l'aspetto della community sottolineato in precedenza ritrovate nel Fear and Greed Index.

Ed infine l'analisi vera e propria, la quale è stata effettuata completamente a scopo didattico, non avendo io di certo la presunzione di riuscire ad effettuare una previsione puntuale sul prezzo, quanto più l'idea era di cercare di prevedere un trend, specialmente essendo ad un mio primo tentativo di approccio alle reti neurali. Approccio il quale è stato fatto passo dopo passo, inizialmente con un'analisi univariata sul prezzo di Bitcoin, passando poi per diversi tentativi con Prophet per un modello multivariato, concludendo con le LSTM essendo uno strumento più avanzato da gestire.

Indice

1.	Il mondo blockchain	
1.1.	La natura della (cripto) valuta	1
1.2.	Il concetto di deflazione	2
1.3.	Coin o token?	4
1.4.	La stabilità di una criptovaluta e la sua tokenomics	6
1.5.	La community e il caso Dogecoin	9
2.	Gli strumenti di analisi	
2.1.	Algoritmi	12
2.2.	Finanza	17
2.3.	F&G index	19
3.	L'analisi	
3.1.	Analisi univariata con Prophet	21
3.2.	Analisi multivariata con F&G Index e Volume	23
3.3.	Analisi multivariata con Prophet	24
3.4.	Analisi multivariata con Prophet e LSTM	33
3.5.	Conclusioni	35
4.	Appendice	
4.1.	Ulteriori analisi	36
4.2.	Codice	43
5.	Fonti	53
6.	Ringraziamenti	55

Il mondo blockchain

La natura della (cripto) valuta

Il qui presente studio si focalizza sulla criptovaluta Bitcoin, tuttavia la curiosità nasce dal quesito su quanto e come si possa o meno applicare un determinato modello di intelligenza artificiale nonostante le differenti caratteristiche economico-finanziarie e tecniche delle criptovalute, cercando di tenere il focus più sul calcolo del trend futuro quanto dell'effettivo prezzo al centesimo.

Quindi è d'obbligo capire quali sono gli aspetti economici, tecnici e sociali che possono influenzare la quotazione in borsa delle criptovalute, fra le tante focalizzandosi su BTC.

Molti si chiedono come venga calcolato il prezzo ad esempio del Bitcoin, ma è importante ricordare che non funziona in modo diverso rispetto ad altre valute o ad altri beni. Vediamo innanzitutto come si stabiliscono i prezzi della maggior parte dei beni, prendendo ad esempio le mele. Qual è il prezzo di una mela?

Come prima cosa, si potrebbe ricavare il prezzo di una mela basandosi su due parametri:

Il prezzo a cui qualcuno sta cercando di venderla;

Il prezzo a cui qualcun'altro sta cercando di comprarla.

Se Marco desidera venderla a 2,50 euro e Sara è disposta a pagarne solo 2,00, l'affare non si conclude. Ma se si accordano su un prezzo che va bene a entrambi, ipotizziamo 2,25 euro, allora la transazione verrà effettuata. In inverno potrebbe esserci un numero superiore di acquirenti interessati all'acquisto di mele, perciò il prezzo salirà. Oppure, in caso di siccità, l'offerta di mele diminuirà, motivo per cui un numero maggiore di persone starà cercando di comprare meno mele, anche questo può contribuire ad un aumento del loro prezzo.

I Bitcoin e le altre valute sono diverse dalle mele in quanto sono "omogenei": un dollaro è identico a un altro dollaro, proprio come un Bitcoin risulta identico a un altro Bitcoin.

Le mele invece possono variare per dimensioni e qualità. Questo per dire che è più semplice stabilire un prezzo per una valuta o un BTC. Ancora una volta, si tratta semplicemente di ciò che stabiliranno un acquirente e un venditore.

Molti potrebbero non rendersi conto che le altre valute tradizionali funzionano esattamente allo stesso modo: se tieni fra le mani una moneta o una banconota della tua valuta locale, in ogni momento milioni di persone comprano e vendono la stessa valuta locale e quindi, mentre tu la osservi come stabile, in realtà il suo valore varia costantemente.

Quando desideri compiere un cambio valuta presso uno sportello, ipotizziamo in dollari americani, un giorno paghi 80 centesimi per un dollaro, il giorno successivo probabilmente 75 o 85. I Bitcoin ad esempio funzionano esattamente allo stesso modo.

Il concetto di deflazione

Vi è però da sottolineare una sostanziale differenza nella natura una valuta fiat tradizionale come il dollaro rispetto al Bitcoin, in quanto quest'ultimo è considerato un bene a scarsità, volgarmente si potrebbe dire analogamente all'oro dal momento in cui l'offerta di BTC è limitata a 21 milioni e cresce secondo un algoritmo ad un tasso predeterminato, decrescente nel tempo e oggi ne sono stati prodotti 18.6 milioni (intorno all'80%).

Tale algoritmo prende il nome di halving.

Non tutte le criptovalute sono analoghe a BTC abbracciando il concetto di deflazione e non tutte lo fanno allo stesso modo. Bitcoin ad esempio utilizza un meccanismo, creato affinché le criptovalute come il Bitcoin non vengano distribuite immediatamente.

Per conseguire ciò è stata ideata questa strategia di ridimensionamento, denominata appunto halving, per controllare l'emissione.

Un halving si verifica circa ogni 4 anni. Circa perché dipende dalla velocità con la quale i cosiddetti minatori estraggono i blocchi, quindi più potenza di mining c'è meno tempo intercorrerà tra l'estrazione di un blocco "0" e il 2016° successivo minato, dal momento in cui il dimezzamento della ricompensa è stato stabilito ogni 2016 blocchi minati.

Questa peculiarità è essenziale per capire la vera motivazione per il quale Bitcoin ha un valore e tale valore essenzialmente si calcola semplicemente mediante la domanda e l'offerta di coins dal momento in cui sappiamo la sua disponibilità sul mercato (21 milioni di unità) e la disponibilità iniettata in tale mercato costantemente sarà via via sempre di meno monete.

A tal proposito vi è un celebre indice che sottolinea questa peculiare differenza tra le monete fiat tradizionali e il Bitcoin, ovvero il Big Sats Index.

"Big Sats Index" misura quanto costa un Big Mac americano in Satoshi, prendendo spunto dal famoso Big Mac Index creato da The Economist. Lanciato nel 1986, quest'ultimo è nato in origine come uno strumento per misurare la forza di diverse valute fiat.

Un Satoshi, il cui nome è ispirato a Satoshi Nakamoto, equivale a 0,00000001 Bitcoin ed è l'unità più piccola per quanto riguarda BTC.

L'indice "Big Mac" è stato inventato da The Economist nel 1986 come guida per capire se le valute sono al loro livello "corretto". Si basa sulla teoria della parità di potere d'acquisto (PPA), la nozione che nel lungo periodo i tassi di cambio dovrebbero spostarsi verso il tasso che eguagli i prezzi di un identico paniere di beni e servizi (in questo caso, un hamburger) in due paesi qualsiasi. Può risultare utile quindi a capire quanto potere d'acquisto ha una determinata valuta rispetto ad un'altra.

Ironicamente è stato coniato anche l'indice relativo al Bitcoin e sottolinea come il potere d'acquisto di BTC sia fortemente influenzato positivamente per i suoi detentori nel lungo periodo, evidenziando come la politica monetaria della criptovaluta di Nakamoto sia fortemente deflazionistica, appunto paragonabile ad un bene prezioso.

Big Sats Index - 🍔 One Big Mac costs 9,614 satoshi

March 17, 2021

Source: The Economist Big Mac Index and Coinmarketcap
By: @ecoinometrics, ecoinometrics.substack.com

The **satoshi** is the smallest unit of Bitcoin.
There are 100 million **satoshi** in one **Bitcoin**.



Contrariamente alle valute tradizionali, le quali non hanno un limite prestabilito e generalizzando possiamo definire la loro economia inflazionistica.

Citando Satoshi Nakamoto:

"L'aggiunta costante di una quantità fissa di nuove monete è analoga a quella dei cercatori d'oro che spendono risorse per aggiungere oro alla circolazione. Nel nostro caso, ciò che viene impiegato è il tempo della CPU e l'elettricità."

Oltre alla disponibilità, uno dei più basilari tanto importanti aspetti tecnici, la quale può essere o meno limitata, non dobbiamo perdere il focus sul quale un progetto blockchain si basa dal momento in cui quando si parla di tecnologie per le quali vi è un'evoluzione talmente tanto rapida, siamo catapultati in un mare magnum di informazioni, si tende talvolta a perdere quelli che sono i principi fondamentali del loro utilizzo.

Lo scopo più alto per il quale è stato introdotto da tempi ormai immemori il concetto di valuta è facilitare lo scambio di valore. Quindi la tecnologia che incapsula il funzionamento di scambi di criptovalute è essenziale per determinarne se c'è un effettivo valore.

La tecnologia si traduce con un progetto, dal mio personale punto di vista uno dei fattori chiave per l'analisi del prezzo, dal momento in cui più lo scopo e la tecnologia (ad esempio con le prestazioni di utilizzo) risultano interessanti e pratiche più le persone saranno avvezze ad adottare una determinata criptovaluta nella quotidianità.

Alla base della tecnologia utilizzata ci si deve porre la seguente domanda quando si analizza un progetto di questo genere: Token o Coin?

Coin o token?

Comprendere la differenza tra coin e token è un compito titanico nel contesto delle criptovalute. Anche se entrambi questi termini sono spesso usati in modo intercambiabile, si riferiscono a due concetti diversi nell'ecosistema cripto. Sebbene non sia un crimine usare questi termini in modo intercambiabile di per sé, è necessario comprendere una chiara distinzione fra coin e token per saperne di più sul futuro di criptovalute e blockchain.

Cosa significa coin?

Le coin (monete) si riferiscono a criptovalute costruite sulla loro rete blockchain indipendente. L'esempio più famoso è Bitcoin (BTC). Bitcoin è alimentato dalla sua rete blockchain nativa.

Come sono utilizzate le monete digitali?

Le monete digitali sono progettate per servire allo stesso scopo delle monete fisiche: il trasferimento di valore. Nell'ecosistema cripto, le monete digitali consentono il trasferimento dei pagamenti. Le monete digitali immagazzinano anche valore direttamente collegato alla loro domanda e offerta. Pertanto, il valore delle monete digitali è spesso volatile.

Cosa significa token?

I token si riferiscono a criptovalute che non dispongono di una propria rete blockchain. Invece, queste criptovalute sono costruite su un'altra blockchain. Gli utenti possono creare token digitali utilizzando una delle tante piattaforme nell'ecosistema DeFi (Decentralized Finance).

Ethereum (con la sua evoluzione ETH 2.0) è una delle scelte più popolari, grazie al suo supporto per gli smart contracts. La maggior parte dei token digitali trovati oggi sono token ERC-20 poiché la piattaforma Ethereum consente facilmente di creare token sulla blockchain di Ethereum.

Come sono utilizzati i token?

Proprio come le monete digitali, anche i token consentono il trasferimento di valore. Tuttavia, nella maggior parte dei casi, un token digitale ha alcuni poteri aggiuntivi rispetto all'essere un mezzo di pagamento. Chiunque può creare token digitali per soddisfare funzionalità specifiche.

Ad esempio, il browser "Brave" incentrato sulla privacy utilizza il Basic Attention Token (BAT) per premiare i suoi utenti per la navigazione sul Web. I clienti vengono pagati in BAT quando visualizzano annunci pubblicitari di editori che hanno collaborato con il browser Brave.

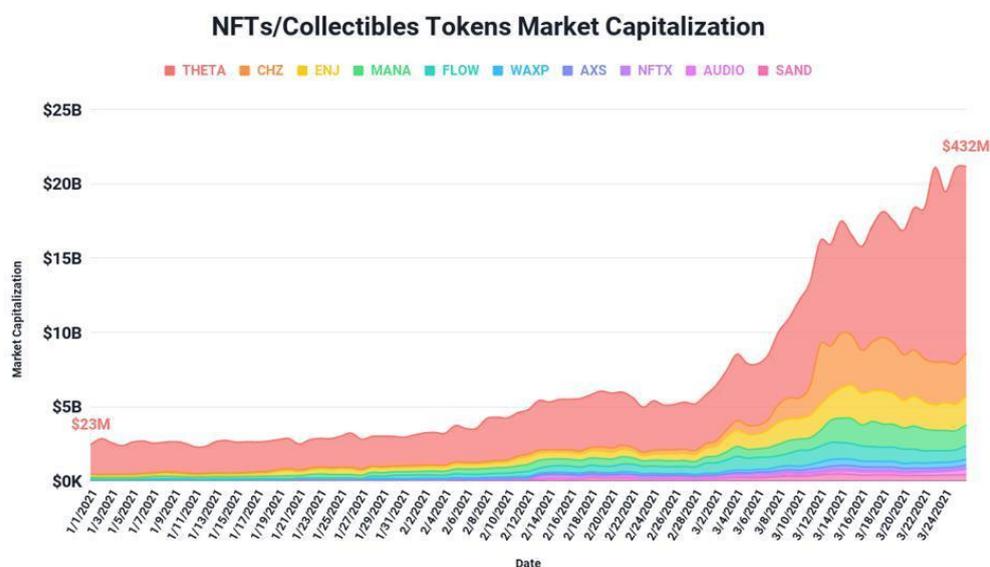
Vi sono dunque molteplici tipologie di token, ed i principali ad oggi risultano essere:

Stablecoin. Token digitali che hanno un valore fisso, emulando quello che è l'andamento di una valuta fiat per facilitare all'interno di un portafoglio di criptovalute una posizione più stabile, ma evitando le commissioni che gli esercenti del portafoglio stesso avrebbero interscambiando il valore di un determinato asset del portafoglio crypto con la valuta fiat tradizionale di una banca (evitando quindi commissioni bancarie).

Asset tokens. Sono token digitali collegati a beni del mondo reale come beni immobili, oro, azioni, ecc... . In questo caso, un token rappresenta l'investimento del mondo reale.

Utility tokens. Token progettati per fornire l'accesso ad un particolare servizio o prodotto. Detenendo un determinato quantitativo di token all'interno del proprio portafoglio, l'azienda proprietaria del token garantisce determinati vantaggi e/o servizi. Ad esempio detenendo CRO il token nativo di Crypto.com, un servizio exchange (volgarmente paragonabile ad una banca), consente di avere del cashback proporzionato con qualsiasi pagamento effettuato mediante la carta fisica fornita da Crypto.com, utilizzabile normalmente come una normalissima carta di credito.

NFT. Acronimo di Non Fungible Tokens (token non fungibili), hanno una peculiarità che gli rende radicalmente differenti da tutti gli altri token, ovvero di non essere omogenei. All'interno di una catena di NFT è garantita l'unicità di ogni singolo token, che può rappresentare un oggetto nel mondo reale piuttosto che un file digitale e ne rappresenta tutta la sua storia; da chi è stato creato, a quanto è stato venduto inizialmente e tutti i passaggi di proprietà che ha avuto nel corso del tempo e logicamente a chi appartiene attualmente. Questo è un vero e proprio mondo che è letteralmente esploso negli ultimi 4 anni registrando un +187% di capitalizzazione di mercato dal 2018 al 2020, con prospettive di chiusura del 2021 ancora migliori considerando l'incremento esponenziale della capitalizzazione di mercato solamente nel primo trimestre dell'anno, avendo registrato inoltre la vendita più remunerativa di sempre, con l'artista Beeple che ha venduto il suo collage "EVERYDAY'S: THE FIRST 5000 DAYS" per 70 milioni di dollari.



La stabilità di una criptovaluta e la sua tokenomics

Il 2020 ha visto i mercati finanziari di tutto il mondo crollare durante la pandemia di Covid-19. Tuttavia, il 2020 è stato anche l'anno che ha visto i progetti nel mondo crypto crescere a passi da gigante, così come la capitalizzazione dello stesso mercato in termini assoluti, poiché un gran numero di nuovi investitori ha visto e introdotto le criptovalute come investimento alternativo nel proprio portafoglio di investimenti.

BTC dominance rispetto all'intero mercato delle criptovalute



Ad oggi nel 2021, poiché ogni giorno vediamo la nascita di nuovi progetti in ambito DeFi arrivare sul settore, potrebbe essere difficile, e lo è, capire su quale criptovaluta investire e in quale progetto si nasconde del valore, dal momento in cui il rischio nell'investire in neonati tokens e coin è decisamente elevato. Il rischio è evidenziato dal tasso di fallimento che nel mondo delle criptovalute è di un 15.2% dei progetti in listino su CoinMarketCap, il sito Web di monitoraggio dei prezzi più referenziato al mondo, ideato per rendere le criptovalute rilevabili ed efficientemente tracciate a livello globale, fornendo agli utenti al dettaglio informazioni imparziali, di alta qualità e accurate per trarre le proprie conclusioni informate.

In questa analisi si considera un progetto come fallito se non registra movimenti in un certo periodo di tempo, anche se il numero reale di progetti morti è probabilmente più alto in quanto non sono stati inclusi quelli chiusi dalla SEC (ad es. Titanium Blockchain), quelli che si chiudono volontariamente e quelli che non vengono quotati.

Per cercare di essere più realistici c'è quindi un altro modo per misurare il fallimento, il quale prevede di imporre un minimo di capitalizzazione di mercato. Progetti che emettono milioni o miliardi di monete e hanno capitalizzazioni di mercato inferiori ad un milione di dollari possono essere considerati come "deboli", quindi ad elevatissimo rischio di fallimento avendo poca riserva di liquidità. L'utilizzo di una capitalizzazione di mercato di un milione di dollari come valore limite per progetti deboli mostra che 1.497 criptovalute su 2.368 criptovalute totali risiedono sotto questo valore. Significa che il 63,2% di tutti i progetti di criptovalute ha capitalizzazioni di mercato inferiori a un milione di dollari potrebbero non avere molta attività da parte degli investitori, sviluppo di codice o fondi per lo sviluppo del team e delle infrastrutture del progetto.

Oltre ai progetti con mercato completamente inattivo o bassa capitalizzazione di mercato e altissima inflazione, si possono ulteriormente aggiungere progetti con bassi volumi di trading (anche se questi ultimi potrebbero semplicemente essere considerati in fase embrionale). Applicando quindi un ulteriore taglio sul volume di trading (di \$10.000 giornalieri) il 95.6% dei progetti risulta avere un volume di scambio inadeguato, quindi non robusto e considerevolmente stabile.

In conclusione:

- Il 15,2% di tutte le criptovalute può essere considerato un fallimento senza dati metrici tracciabili;

- Il 63,2% di tutti i progetti di criptovalute ha capitalizzazioni di mercato inferiori al milione di dollari;

- Il 95,6% di tutte le criptovalute non ha volumi di trading giornalieri robusti superiori a 10.000 USD.

Capire la stabilità di una criptovaluta nel mercato è il primo passo per valutare il rischio che corre un investitore conseguentemente al rischio la prevedibilità del prezzo, tuttavia non basta, è necessario comprendere ed indagare qual è la tokenomics del progetto.

Il termine è formato dall'unione delle due parole token ed economics. Quindi la parola tokenomics indica fundamentalmente l'economia di un token crittografico; tokenomics si riferisce a tutte le qualità di un token crittografico che lo rendono attraente per gli investitori.

La tokenomics per un particolare token crittografico viene solitamente discussa approfonditamente nel whitepaper, un documento stilato dal team creatore della moneta o token, il quale aiuta a comprendere la funzionalità, l'obiettivo, la politica di allocazione e altro ancora della criptovaluta.

La tokenomics comprende, per essere schematici, i seguenti punti:

- Come viene effettuata l'assegnazione e la distribuzione dei token;

- La gestione della fornitura dei token;

- Capitalizzazione di mercato (fondi investiti);

- Il modello (inflazionistico o deflazionistico).

1. L'assegnazione e la distribuzione dei token:

Generalmente i token hanno 2 principali vie di distribuzione, o vengono pre-minati (di solito sviluppatori di progetti, altri membri del team e primi investitori) o vengono distribuiti tramite un lancio equo, ovvero senza dare allocazioni private prima di rendere il token pubblico.

Questa seconda possibilità avviene ad esempio tramite i cosiddetti airdrop (una sorta di lotteria) o mediante mining (da distinguere dal pre-mining).

2. La fornitura del token:

Una componente primaria della tokenomica di una criptovaluta è la sua fornitura.

Ci sono tre tipi di offerta da considerare. L'offerta circolante, l'offerta totale e l'offerta massima.

La fornitura circolante di un token è il numero di token che sono stati emessi finora e sono attualmente in circolazione. La fornitura totale di token è il numero di token attualmente esistenti, esclusi quelli che potrebbero essere stati bruciati, escludendo inoltre i token inattivi (fermi da un lungo periodo sullo stesso wallet). E infine, la fornitura massima di un token è il numero massimo di token che possono essere generati. Per alcuni token, non esiste una fornitura massima determinata.

Normalmente se la fornitura circolante di un particolare token è stata regolarmente aumentata in modo monitorato dagli sviluppatori del progetto nel tempo (ad esempio mediante gli halving o bruciando alcuni token una tantum), si può presumere che il valore del token aumenterà in futuro. D'altra parte, se vengono rilasciati troppi token contemporaneamente o troppo frequentemente, il valore del token potrebbe diminuire.

3. Capitalizzazione di mercato:

La capitalizzazione di mercato di un token mostra l'intera quantità di fondi che sono stati investiti finora nel progetto crypto. Maggiore è la capitalizzazione di mercato di un token e minore la sua offerta circolante, più prezioso potrebbe essere in futuro.

4. Il modello del token:

Inflazionistico o deflazionistico? Proof-of- ... ? Queste domande sono essenziali per capire meglio la natura della criptovaluta in questione, conseguentemente capire delle quali il prezzo è "più prevedibile".

Un token inflazionistico (come il denaro fiat) non ha un'offerta massima e continuerà a essere prodotto con il passare del tempo.

Un modello di token deflazionistico è semplicemente l'opposto, dove c'è una fornitura massima a cui il token è limitato, come i 21 milioni di Bitcoin.

La maggior parte dei token proof-of-stake come ETH sono inflazionistici in modo da premiare i validatori delle transazioni della rete.

Bitcoin, pur essendo la sua natura deflazionistica, funziona con un modello più vecchio di proof-of-work, ovvero si premiano con dei coin quell'utente che riesce a decifrare il codice SHA256 appartenente al prossimo blocco da minare.

È interessante notare che alcuni token crittografici hanno anche un modello a doppio token (come MKR e DAI di MakerDAO) in cui un token viene utilizzato per il finanziamento all'interno dell'ecosistema e l'altro è un token di utilità.

5. Extras:

Dei progetti sorretti da personalità importanti e rilevanti nel mondo crypto e con un team valido, oltre alle prestazioni future, casi d'uso e se possibile l'analisi tecnica, sono ulteriori domande che ci si deve porre per effettuare una valutazione di una criptovaluta.

La community e il caso Dogecoin

Le comunità che orbitano nel mondo delle criptovalute sono essenziali per la loro sopravvivenza e il loro sviluppo, sia da un punto di vista economico con gli investitori e gli holder che da un punto di vista informatico con l'investimento di tempo per migliorare i progetti. Emblematici per tre motivi totalmente differenti sono i casi di Bitcoin, Ethereum e Dogecoin.

L'idea di Satoshi Nakamoto era creare una moneta di scambio svincolata da intermediari e decentralizzata, cioè senza il bisogno della supervisione di un ente centrale. Infatti, diversamente dalle valute tradizionali, il Bitcoin si basa su due principi: è gestito da un network di nodi, cioè software, che costituiscono una rete peer to peer e inoltre, usa la crittografia per validare e rendere sicure le transazioni.

Bitcoin come ampiamente espresso in precedenza venne da subito apprezzato come asset rifugio, nonché visto come una via di fuga contro l'inflazione specialmente del dollaro americano, inoltre come alternativa ad un sistema economico sempre più centralizzato in mani di pochi individui e governato dalle banche centrali, grazie ad un sistema finanziario autonomo peer-to-peer.

Ethereum differentemente da BTC, la quale tecnologia è veramente obsoleta, si pone come piattaforma di sviluppo per il cosiddetto Web 3.0 con la sua valuta nativa, Ether (ETH). Ethereum è una piattaforma software open source, la quale gli sviluppatori possono utilizzare per creare criptovalute e altre applicazioni digitali. Molti imprenditori hanno utilizzato la piattaforma Ethereum per lanciare le proprie criptovalute, e sempre più investitori e sviluppatori sono interessati al progetto da quando sono stati implementati gli smart contracts.

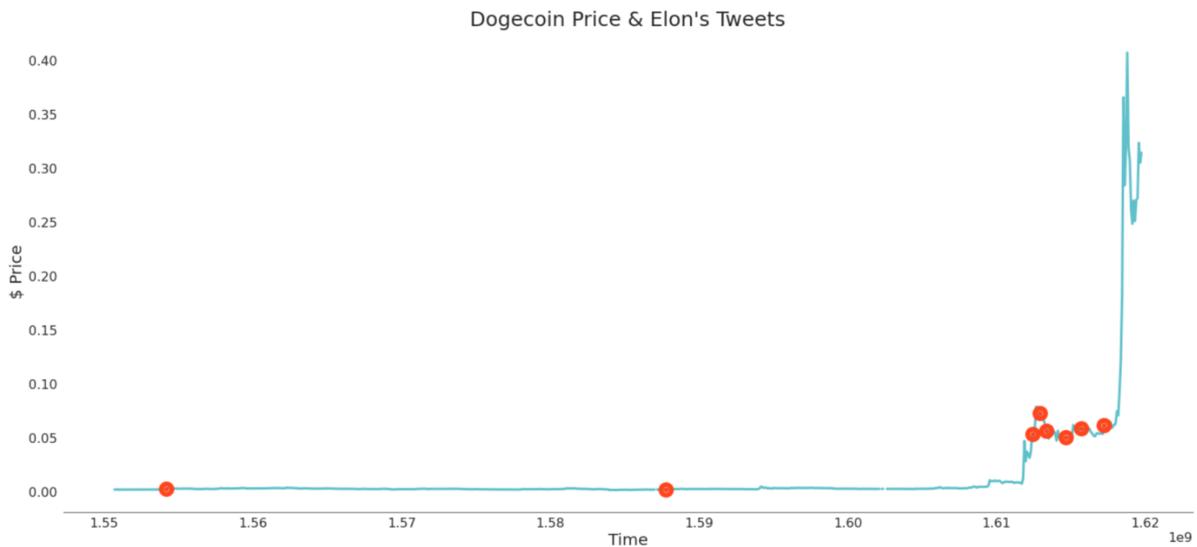
Dogecoin, contrariamente da Ethereum e Bitcoin i quali nascono con uno scopo specifico atto a modo loro a creare del valore, nasce dichiaratamente come "meme-coin", ovvero come una ilare moneta per alleggerire il mercato delle criptovalute teso, tecnico e matematico. Basti pensare che il logo e il nome Dogecoin nacque come una parodia basata sul cane Shiba Inu, un popolare meme su Internet all'epoca (2013).

DOGE, differentemente da BTC non ha una quantità finita di risorse e bisogna sottolineare analogamente ad ETH. Tuttavia ciò che rende profondamente differenti Ether e Dogecoin è la tecnologia alla base e lo scopo per il quale viene utilizzato. A DOGE è stata annoverata dai suoi sviluppatori la finalità di poter dare delle mance su internet ai creatori di contenuti.

Ciò che ha reso veramente celebre questa criptovaluta e sottolinea l'imprevedibilità in questo mondo è per certo l'intervento della community, sottolineando i tweet di Elon Musk.

Il celeberrimo fondatore di Tesla, SpaceX, The boring company e cofondatore di PayPal, ha scatenato una vera e propria bolla, inneggiando in modo alquanto diretto all'acquisto di Dogecoin mediante il suo profilo Twitter da circa 60 milioni di follower.

Come evidenziato da un interessante studio condotto e pubblicato su Kaggle da Andrada Olteanu, atto a capire se vi è una correlazione fra i suoi tweet e la quotazione in borsa, riporto questo grafico a dir poco scioccante.



Si evince chiaramente come l'influenza data da un'occorrenza ravvicinata di tweet riguardanti DOGE, dal 2013 agli inizi del 2021 praticamente sempre a zero (il grafico è incentrato sul 2021), abbia portato ad un aumento del prezzo a dir poco considerevole. Non si può affermare con certezza che tutto questo movimento sia stato possibile solamente grazie a delle dichiarazioni di Musk, tuttavia si può presumere che abbia aiutato non poco, dati i presupposti della mole di seguaci e della quasi completa inattività di Dogecoin fino a poco prima.

Inoltre si può presumere che Musk seguisse il progetto da tempo e ci avesse probabilmente investito vedendo i Tweet nei quali parlava del progetto sin dal primo periodo del 2021 (con i primi 2 pallini rossi), quando l'attività era ancora pressoché nulla. Aveva quindi forse degli interessi economici personali e fare una performance di circa un x200 con la propria posizione in portafoglio non dispiace a nessuno.

Lo studio evidenzia anche come non ci sia stato lo stesso effetto con tweet sempre da parte di Elon Musk riguardanti BTC e la quotazione del titolo in borsa.

Si ritiene che la capitalizzazione di mercato enormemente differente sia un presupposto fondamentale per far scoppiare queste bolle alimentate principalmente dalla cosiddetta FOMO (Fear Of Missing Out) dei piccoli investitori.

Bitcoin non avendo subito un così deciso aumento del prezzo non è stato oggetto di attenzione da parte di un pubblico inesperto, contrariamente a quanto accaduto con il prezzo di DODGE, la quale capitalizzazione di mercato è letteralmente esplosa, rendendola ad oggi fra le prime 8 criptovalute per capitalizzazione.

Emblematico è quindi il rischio al quale si espone un investitore inesperto del mondo crypto, il quale potrebbe prendere la decisione di posizionarsi sul mercato con una criptovaluta probabilmente inutile ai suoi massimi, dal momento in cui in molti potrebbero pensare erroneamente che se ne dovesse parlare un personaggio celebre e di successo, probabilmente il progetto sia valido.

La dura realtà è che alcuni investitori possono effettivamente aver performato bene sul mercato con degli ottimi risultati anche con un progetto di questo tipo, tuttavia il mercato è sempre un gioco a somma zero. Poiché il valore di un indice include tutti i guadagni e le perdite, è per definizione quindi somma zero; c'è chi vince e chi perde, ed in linea di massima tanto la capitalizzazione sarà elevata e costante quanto il rischio sarà minore.

Solamente dopo tutte queste doverosissime spiegazioni atte a far ragionare su quali criptovalute siano più ragionevolmente prevedibili e stabili, ci possiamo immergere in quello che è il titanico compito di cercare di prevedere un trend o quanto meno possiamo "giocare" con degli strumenti come le intelligenze artificiali, sempre tenendo a mente che l'analisi è nata di con il presupposto di effettuare una previsione a scopo didattico, senza la presunzione di essere affidabile.

Gli strumenti di analisi

In questo capitolo verranno illustrati brevemente gli algoritmi e le tecnologie utilizzate per effettuare la previsione e i dati che sono stati ritenuti interessanti al fine di migliorare tale previsione. Inizialmente tutto è partito effettuando un'analisi univariata solamente con il prezzo come input della rete neurale, successivamente sono stati dapprima introdotte altre variabili finanziarie, per poi aggiungere un'ulteriore fonte: il "Fear and greed index".

Algoritmi

Per effettuare questa analisi sono stati utilizzate e testate differenti tipologie di reti neurali e modelli matematici al fine di trovare il modello complessivo a mio avviso migliore per la tipologia di analisi da effettuare.

Le reti neurali offrono un insieme di strumenti molto potente che permette di risolvere problemi nell'ambito della classificazione e della regressione, ed è proprio quest'ultimo ambito ad interessare la nostra analisi. In particolare l'ambito al quale si rivolge quest'analisi è quello della previsione di serie temporali in più fasi, il quale obiettivo da raggiungere è il seguente: dato un insieme di dati in input (train) prevedere un'unica linea in output, il prezzo. Per far ciò sono stati testati diversi modelli: Prophet, LSTM e ARIMA.

Prophet è un modello di regressione additivo per la previsione delle serie temporali sviluppato da Facebook nel 2017, finalizzato alla gestione efficiente di più stagionalità. Nel mio caso l'idea di fondo era che potesse cogliere uno specifico pattern in occorrenza degli halving di Bitcoin.

Generalmente Prophet a quanto riportato sulla guida ufficiale gestisce bene i valori anomali, pertanto anche questa caratteristica è stata ritenuta interessante in funzione della previsione del prezzo data la forte volatilità giornaliera, talvolta settimanale, tipica delle criptovalute prese in considerazione. Il modello è inoltre completamente automatico e veloce da eseguire data la sua natura matematica, quindi data la mia quasi nulla esperienza iniziale in ambito di "deep learning", è stato ritenuto da subito valido, se non altro per effettuare alcuni test.

Il pacchetto Prophet di default include diverse tecniche di previsione, tra le quali ARIMA, uno dei modelli di previsione delle serie temporali più popolari che utilizza sia i valori passati della serie (autoregressione) sia gli errori di previsione passati (media mobile) in un modello simile alla regressione.

Fondamentalmente, la procedura Prophet è un modello di regressione additivo con quattro componenti principali:

- Un trend della curva di crescita lineare o logistica a tratti. Prophet rileva automaticamente i cambiamenti nelle tendenze selezionando i punti di cambiamento dai dati;
- Un componente stagionale annuale modellato utilizzando la serie di Fourier;
- Un componente stagionale settimanale che utilizza variabili fittizie;
- Un elenco di festività importanti fornito dall'utente.

Specificatamente la funzione di Prophet $y(t)$ è così composta:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t.$$

$g(t)$ è la funzione "trend", la quale modella i cambiamenti non periodici mediante una funzione di crescita non lineare e a tratti un modello di regressione lineare.

$s(t)$ è la funzione per la stagionalità (annuale, settimanale e giornaliera) la quale è atta a cogliere il cambiamento periodico che avviene nella serie temporale. Questo componente utilizza la trasformata di Fourier, la quale può essere adattata anche per stagionalità personalizzate.

$h(t)$ rappresenta la funzione per le festività e gli eventi importanti, i quali possono anche essere aggiunti manualmente.

ϵ_t è l'errore.

Le LSTM sono una delle architetture studiate a partire dalle reti neurali ricorrenti (RNN) che ha ricevuto più attenzione negli ultimi anni. Uno dei vantaggi principali delle LSTM è la capacità di apprendere da lunghe sequenze temporali e conservarne la memoria. L'idea alla base dell'architettura LSTM è quella che ad ogni time step alcuni gate sono utilizzati per controllare il passaggio di informazioni lungo le sequenze che sono in grado di catturare dipendenze sul lungo termine più accuratamente.

Le reti neurali LSTM, sono state quindi progettate per risolvere il problema che ciò che accade specialmente nelle fasi iniziali di una sequenza rischia di non essere considerato utilizzando un approccio di tipo RNN. Più in generale le RNN non tengono in considerazione dei momenti chiave che possono accadere in qualsiasi momento della sequenza. Le LSTM implementano quindi un altro "layer di memoria", atto a memorizzare determinati momenti chiave.

Hanno quindi a loro favore la possibilità di apprendere da sequenze temporali anche molto indietro nel tempo, quindi sono state ritenute utili per questa analisi, dal momento in cui gli estremi dell'indice porteranno quasi sicuramente ad una correzione, percepibile da situazioni simili accadute in passato.

L'esempio ritenuto più semplice ed intuitivo per spiegare banalmente il concetto di questo tipo di approccio, lo si può fare con una previsione del completamento di una frase.

Frase in input:

" Marco adora mangiare la pasta ogni giorno, gli piace molto la cucina ____ . "

RNN:

Layer	Marco	Marco adora	adora mangiare	mangiare la	la pasta	pasta ogni	...	cucina ?	-Indiana -Italiana -Inglese ...
--------------	-------	-------------	----------------	-------------	----------	------------	-----	----------	--

LSTM:

Short term layer	Marco	Marco adora	adora mangiare	mangiare la	la pasta	pasta ogni	...	cucina ?	Italiana
Long term layer	" "	" "	" "	" "	pasta	pasta	...	pasta	

Questo esempio, seppur banale, evidenzia come l'approccio di previsione con le LSTM possa risultare utile per serie temporali nelle quali non sempre sono gli ultimi avvenimenti a cambiare la previsione nell'immediato, quanto più determinati eventi chiave avvenuti in passato possano riscontrare determinati effetti sul futuro prossimo.

Quello che nell'esempio precedente è stata descritta come memoria a lungo termine è denominato "cell state", il quale è considerabile appunto come la memoria della rete. Le informazioni contenute in questa memoria vengono aggiunte o rimosse mediante i gates, i quali hanno lo scopo di capire quali informazioni sono rilevanti al fine di salvarle a lungo termine. I gates contengono funzioni sigmoidee, le quali sono utili al fine di rimuovere i dati, dal momento in cui andando da 0 a 1 consentono la moltiplicazione per 0. Tanto più vicino l'output sarà verso 1 quanto sarà ritenuta l'informazione da ricordare e viceversa.

Nella cella LSTM abbiamo 3 gate differenti (caratterizzati dall'avere il layer sigmoideo):

Forget gate;

Input gate;

Output gate.

In prima istanza si passa per il "forget gate" per capire quanto un'informazione risulti importante o meno da memorizzare. In seconda istanza si ripete questo processo mediante l'input layer, per poi regolarizzare la rete mediante la funzione iperbolica.

La funzione iperbolica ha lo scopo di calmierare i valori fra -1 e 1, in modo tale da non aver valori eccessivamente elevati, in modo tale da regolare l'output della rete neurale.

Una rete neurale LSTM, analogamente a RNN, funziona processando i dati in maniera sequenziale, passando la informazioni di volta in volta

Successivamente si moltiplicano gli output ottenuti dalla sigmoide e dalla tangente appena eseguite. Il gate quindi decide quale informazione tenere dall'output ottenuto dal layer della tangente. Ora si hanno tutte le informazioni per calcolare lo stato della cella.

In prima istanza il primo output (forget vector) viene moltiplicato per il cell state.

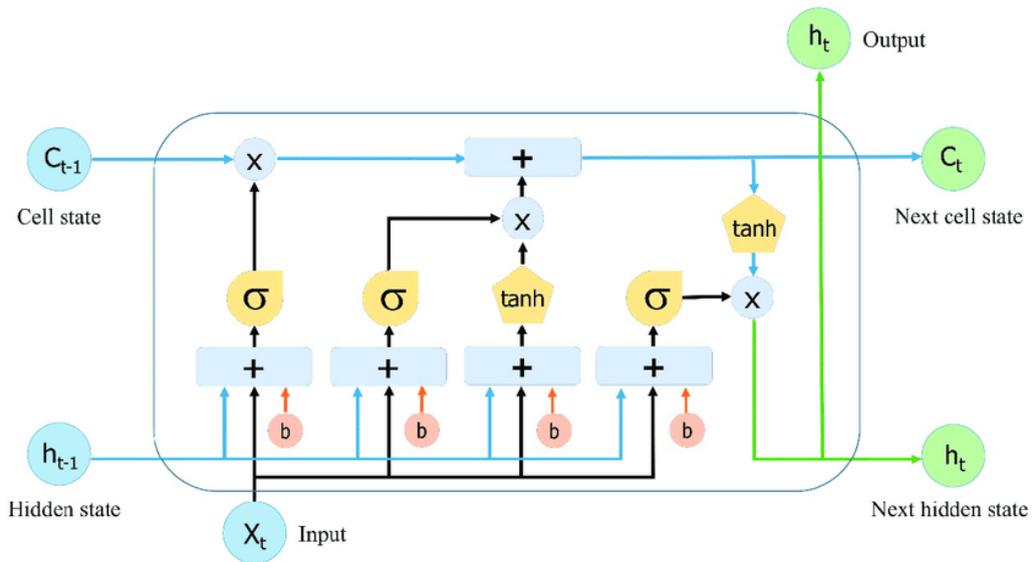
Successivamente si addiziona tale risultato con quello ottenuto in precedenza dalla funzione tangente.

In fine con l'output gate si decide quale sarà il prossimo "hidden state" da ricordare, il quale contiene le informazioni derivanti dagli input precedenti.

Tale calcolo viene effettuato passando il precedente "hidden state" e l'input corrente nell'ultima funzione sigmoide. Il risultante di questa operazione verrà moltiplicato con l'ultimo passaggio mediante la tangente iperbolica di ciò che si è deciso di ricordare, derivante dalle operazioni precedenti del "cell state".

Il risultante di questa ultima moltiplicazione produce appunto il prossimo "hidden state".

Schema del funzionamento di una cella LSTM descritto in precedenza:



Inputs:	Outputs:	Nonlinearities:	Vector operations:
X_t Current input	C_t New updated memory	σ Sigmoid layer	\times Scaling of information
C_{t-1} Memory from last LSTM unit	h_t Current output	\tanh Tanh layer	$+$ Adding information
h_{t-1} Output of last LSTM unit		b Bias	

Finanza

Logicamente sono stati utilizzati grazie all'ausilio della libreria "yfinance", alcuni dati giornalieri riguardanti le finanze di Bitcoin. Il dato principe, nonché l'obiettivo della nostra analisi multivariata è il prezzo. Annesso al prezzo l'altro dato utilizzato è stato il volume, ritenuto utile per questo studio dal momento in cui è uno degli indicatori più importanti per l'analisi tecnica del mercato, rappresentante l'attività dei commercianti, compratori e venditori, in un determinato lasso di tempo (in questo caso giornaliero).

Il volume è un indicatore che sicuramente facilita l'investimento nello scambio di criptovalute. Per definizione, il volume misura l'intensità e il grado di importanza delle tendenze nel mercato. La sua analisi corretta permette di capire la fonte dei cambiamenti di prezzo e indica quando gli investitori dovrebbero vendere o comprare criptovalute, con conseguenti ripercussioni sul prezzo.

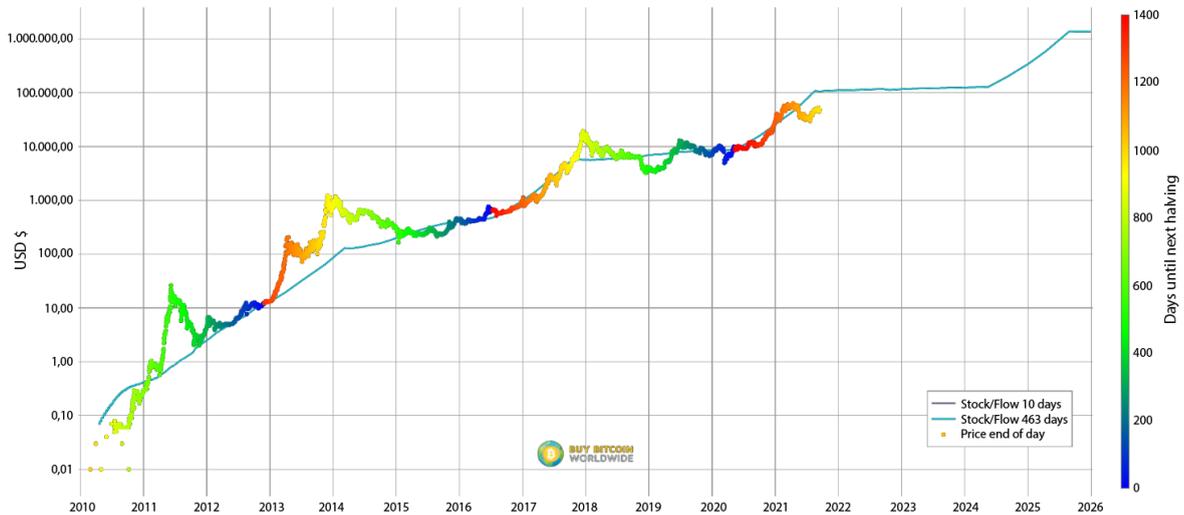
Per effettuare una previsione su questi dati è stato utilizzato Prophet, dal momento in cui è stato progettato, come sottolineato in precedenza, per la previsione di serie temporali con una o più date ricorrenze, per l'appunto gli halving, che a detta di uno studio che vede come principale protagonista l'utente di Twitter "PlanB" hanno effettive ripercussioni sul prezzo, evidenziate dal modello cosiddetto "Stock-to-flow", per il quale è stato ulteriormente ritenuto interessante effettuare uno studio utilizzando un procedimento matematico come Prophet, il quale potrebbe in autonomia "ricalcare" questo modello.

Lo stock-to-flow tradotto in termini matematici è il rapporto fra quanto si è minato fino ad adesso in quantità di Bitcoin (numero di azioni → stock) e quanto produciamo in un singolo anno (flusso → flow). Ci dice quanti anni sono necessari, all'attuale tasso di produzione, per produrre ciò che è nello stock attuale. Confrontando beni scarsi come oro e argento scopriamo che il primo ha uno S/F di 62 (per produrre la quantità di oro a disposizione adesso occorrerebbero 62 anni) e il secondo ha uno di 22. Facendo il calcolo per Bitcoin abbiamo uno SF di circa 50, siamo quindi sullo stesso ordine di grandezza dell'oro. L'offerta corrente di 17,5 milioni (escludendo il milione appartenente a Satoshi Nakamoto che si suppone perduto), va quindi divisa per la produzione annuale di circa 350.000, risultato 50.

Questo dimostra matematicamente il fatto che Bitcoin è un bene scarso, o comunque un bene paragonabile in questo senso all'oro. Inoltre, considerato che l'halving avviene ogni quattro anni e che determina il dimezzamento dell'emissione di moneta BTC, sappiamo che il rapporto S/F arriverà a raddoppiare circa ogni quadriennio per il fatto che la quantità massima raggiungibile è già stabilita e in termini assoluti non troppo lontana da quella odierna.

Proiettando poi i dati nel futuro scopriamo che per uno stock to flow di 50 il Bitcoin dovrebbe arrivare attorno ai 1.000 miliardi di capitalizzazione totale, per un valore della singola unità pari a 55.000 dollari (prezzo medio nel periodo compreso fra il 2020 e il 2024). Se dovessimo poi spingerci al 2025, quindi nell'anno successivo al prossimo halving, il rapporto stock to flow supererebbe il valore di 100, con le ovvie conseguenze sulle quotazioni della capitalizzazione totale osservabili nel grafico.

Partendo dunque dal presupposto che capitalizzazione totale e S/F hanno una relazione lineare, "PlanB" ha sviluppato il grafico sul prezzo per singola unità nel trascorrere del tempo e possiamo osservare come fino ad oggi sia rimasto abbastanza fedele a quello che in effetti è successo.



Ma quanto può essere affidabile il modello Stock to Flow?

Alcune critiche abbastanza semplici che sono state mosse sono relative al fatto che il prezzo di un bene non è determinato soltanto dalla scarsità, bensì concorrono alla questione moltissimi altri fattori ad esempio l'utilità che ha quel bene. Un bene seppur scarso, se inutile non servirà a nessuno. Un'altra critica più sottile è sorta partendo dal presupposto che se questo modello dovesse essere corretto, perché il mercato non si è adattato per acquistare in questo momento BTC, dal momento in cui il prezzo è decisamente favorevole rispetto a quello plausibilmente corretto in un prossimo futuro? Perché questa verità non è ancora stata prezzata?

F&G index

Avendo considerato utile all'analisi come sottolineato precedentemente l'intervento dell'ambiente circostante al mondo delle criptovalute, il quale derivante dai mass media, i social network, le notizie di attacchi o miglioramenti della rete ecc... , è stato utile ai fini della previsione considerare un indice. Il Crypto F&G Index è stato ideato per coadiuvare in determinate percentuali mediante un'analisi effettuata con l'ausilio di tecniche di deep learning, le emozioni e i sentimenti provenienti da diverse fonti riconducendo il tutto ad un semplice numero: The Fear & Greed Index per Bitcoin e altre grandi criptovalute.

Misurare la paura e l'avidità è essenziale al fine del comportamento del mercato, essendo considerato un mercato "del popolo", quindi soggetto a movimenti di denaro di persone inesperte quindi estremamente emotive. Le persone tendono a diventare avidi quando il mercato è in aumento, il che si traduce in FOMO (fear of missing out). Inoltre, le persone spesso vendono le loro monete in reazione irrazionale di vedere "numeri rossi".

Ci sono quindi due semplici ipotesi:

- La paura estrema può essere un segno che gli investitori sono troppo preoccupati. Potrebbe essere un'opportunità di acquisto;
- Quando gli investitori stanno diventando troppo avidi , significa che il mercato ha bisogno di una correzione.

Pertanto, viene analizzato l'attuale sentiment del mercato Bitcoin e del mondo crypto, mettendo i risultati in un semplice metro da 0 a 100. Zero significa "Extreme Fear", mentre 100 significa "Extreme Greed".

I dati di questo indice sono specifici per Bitcoin, tuttavia allo stato attuale essendo la criptovaluta con la più grande capitalizzazione di mercato sono ritenuti utili anche per quanto riguarda il sentiment generale, quindi applicabili in parte ad altre crypto.

Percentualmente la volatilità del mercato sulle medie dei prezzi degli ultimi 30 e 90 giorni di BTC, ha un peso del 25% dell'indice. Si ritiene che un insolito aumento della volatilità sia sintomo di un mercato incerto.

Il volume di mercato, sempre sui 30 e 90 giorni, occupa anch'esso il 25% di peso sull'indice. In generale quando i volumi di acquisto su base giornaliera sono elevati rispetto alla media in un mercato già di per sé positivo, si ritiene che il momento sia eccessivamente rialzista.

I social network, con l'analisi statistica sulla quantità di tweet e la positività di essi effettuata mediante l'analisi dei testi degli stessi occupa un 15% dell'indice. Si ritiene che un tasso di interazione insolitamente alto si possa tradurre in un crescente interesse di pubblico nel mercato, ritenuto quindi avido e sopravvalutato.

Il dominio del mercato di Bitcoin è considerato per un 10%. Con dominio si intende la fetta di capitalizzazione occupata da BTC sul totale del mercato (grafico al capitolo precedente). Quando il dominio si alza si tende ad un mercato meno speculativo, quindi solitamente più stabile, quando si riduce le persone stanno diventando più avidi, investendo in altcoin più rischiose. Analizzando quindi la "dominance" si può intuire un rialzo di una determinata moneta.

Per un 10% vengono esaminati i dati di Google Trends per le varie query di ricerca relative a Bitcoin e al mondo crypto, in particolare il cambiamento dei volumi di ricerca e altre ricerche attualmente popolari consigliate. Non si possono ottenere troppe informazioni semplicemente dal volume di ricerca, bensì tramite l'analisi mediante una rete neurale di una frase, come può essere un aumento del 1000% della query: "manipolazione del prezzo di Bitcoin", si deduce un segno di paura, utilizzato per il calcolo dell'indice.

"alternative.me", l'organizzazione che si occupa di stipulare questo indice, ha effettuato in passato anche dei sondaggi pubblici, solitamente aventi 2000/3000 voti, i quali sono stati ritenuti utili e considerati al 15% del peso del calcolo. Ad oggi tali sondaggi non sono più attivi, tuttavia nei dati considerati dall'analisi vi sono dati storici dell'indice, quindi comprensivi di tali opinioni.

Il mercato necessita del tempo perché gli investitori apprendano determinate notizie, quindi questo indice cerca di segnalare in anticipo determinate avvisaglie provenienti dal mondo crypto, che poi si ripercuoteranno in un cambiamento significativo del prezzo o in un'inversione di trend.

Per tanto le LSTM sono state ritenute lo strumento ideale per cercare di prevedere tale indice, dal momento in cui cambia in relazione a com'era tempo fa, dal momento in cui se ad esempio il valore di mercato si ritiene troppo sottovalutato è improbabile che il trend di svalutazione perduri nel tempo dato il probabile incremento della domanda d'acquisto. Ovviamente non ritengo possibile prevedere un aumento del 1000% di una query di ricerca che possa scaturire un cambiamento del trend, tuttavia in un mercato regolamentato da una supply massima di monete e da halving ben scanditi, qual è Bitcoin, ritengo plausibile prevedere se non altro dei trend sul lungo periodo, inoltre utile analizzare l'irrazionalità dell'investitore medio e come essa possa influire direttamente sul prezzo di mercato.

In conclusione gli strumenti utilizzati per effettuare quest'analisi sono stati:

- Prezzo (obiettivo di previsione multivariata con Prophet);

- Volume (regressore aggiuntivo predetto con Prophet);

- Fear and Greed (regressore aggiuntivo predetto con Prophet o LSTM).

Unendo questi 3 fattori è stato creato un modello finale basato su Prophet, il quale effettua un'analisi multivariata per la previsione del prezzo, la quale sarà illustrata nel capitolo che segue.

L'analisi

Per strutturare un modello con un certo grado di complessità e completezza si sono susseguite diverse versioni intermedie, nelle quali ad esempio ho effettuato delle analisi che non portavano a risultati rilevanti, come ad esempio l'analisi dei testi contenuti nei tweet con #bitcoin, i quali risultavano veramente troppo privi di significato e di opinioni per poterne trarre un dato utile all'analisi essendo estremamente soggettivi e senza un contenuto critico. Un'altra analisi ad esempio riguarda il semplice prezzo di Bitcoin, avendo la possibilità di includere più dati dal momento in cui il F&G Index inizia dal 2018, mentre l'informazione del prezzo giornaliero posso ottenerla partendo dal 2016, avendo quindi più dati con i quali addestrare la rete neurale.

In questo capitolo quindi saranno riportate le tre analisi meglio riuscite, confrontandole al fine di vedere per quali aspetti risulta migliore un modello rispetto ad un altro.

Analisi univariata con Prophet

Dati:

Dato	Prezzo
Quantità di dati	2016 - 2021 (oggi) = 2000 entries
Algoritmo	Prophet

Il primo approccio all'analisi è stato fatto con una previsione univariata, cercando di capire innanzitutto quali potessero essere gli strumenti e soprattutto come utilizzarli.

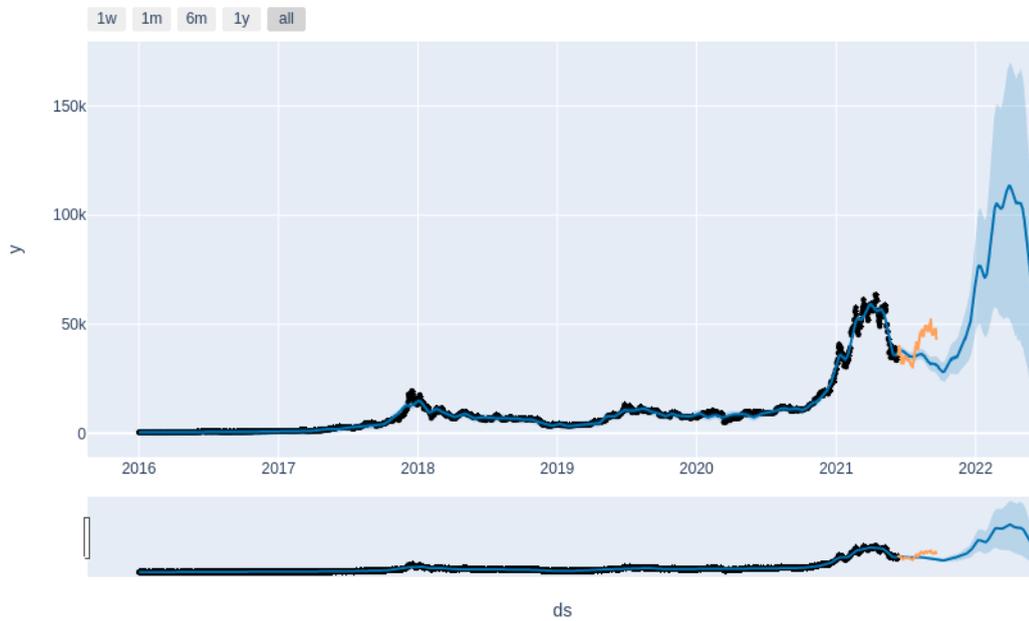
Effettuando l'analisi su serie temporali, il dataset è stato suddiviso in train e test semplicemente prendendo gli "n" ultimi dati in ordine temporale, ossia i più recenti, per rimuoverli, in modo tale da poter fare un confronto fra la realtà e la previsione fatta di quegli ultimi "n" giorni.

Qui sotto sono riportati dei grafici su analisi eseguite come prova iniziale su due previsioni di 100 giorni. La prima senza specificare nulla di aggiuntivo al modello, la seconda specificando i 2 halving che sono avvenuti durante il periodo in cui si hanno i dati come punti detti "changepoints", ovvero le date 09/07/2016 e 11/05/2020.

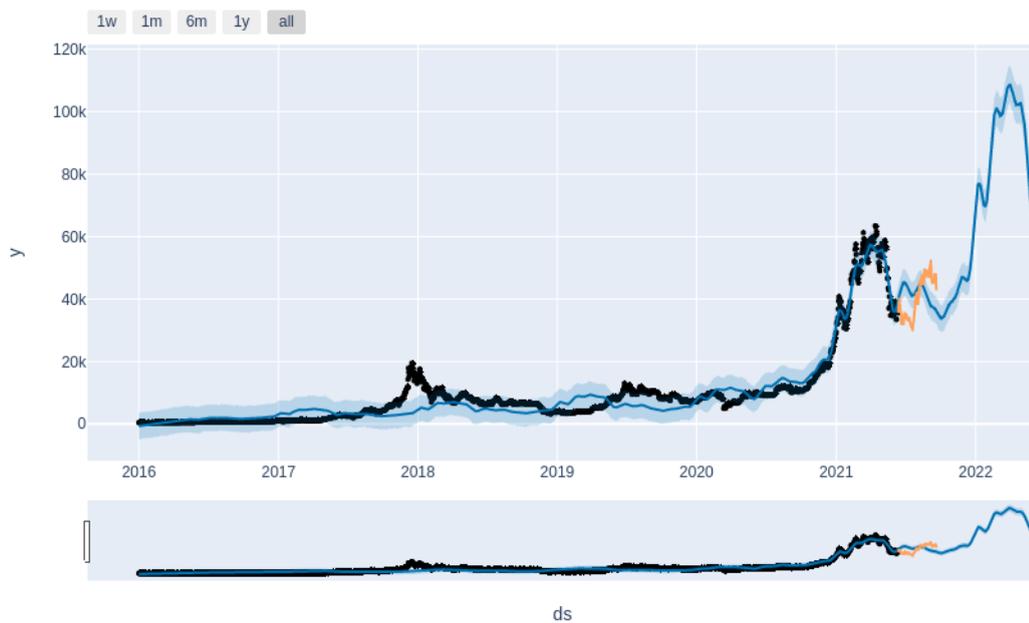
Per le analisi multivariate successive, avendo i dati dal 2018 non sono stati specificati gli halving perché sarebbe stata solamente una data, quindi si sarebbe data troppa importanza ad un punto isolato.

Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 100 giorni:
Simulazione di un'analisi effettuata il 12/06/2021 (20 settembre 2021 - 100 giorni)

Previsione univariata senza halving specificati



Previsione univariata con halving specificati



Confrontando le due analisi vediamo come la previsione tende leggermente a migliorare nel periodo di test specificando i due halving, tuttavia peggiora notevolmente durante la fase di train. Il miglioramento poi non è tale da poter asserire al fatto che l'analisi migliori globalmente. Potrebbe essere interessante in futuro, avendo dati ulteriori con altri halving vedere come Prophet reagirebbe, ma al giorno d'oggi 2 halving non sembrano sufficienti, quindi nelle analisi successive 1 solo non è stato specificato.

Analisi multivariata con F&G Index e Volume

Per comparare i modelli è giusto fare la premessa che sfortunatamente i dati del F&G Index iniziano dal 2018, quindi si perde come periodo di analisi il fondamentale dicembre 2017, nel quale il prezzo di Bitcoin ha subito un'impennata ragguardevole toccando picchi del +1970% rispetto al valore di inizio anno, passando da poco meno di \$1'000 fino ad un massimo di circa \$19'700.

Perdendo il 30% dei dati disponibili, tra i quali un periodo storico importante, si ipotizza che queste analisi sarebbero potute essere migliori.

L'analisi multivariata si suddivide in due fasi. Durante la prima fase sono stati predetti i regressori in modo univariato, ovvero F&G e Volume, per i giorni di test. Questo è essenziale al fine di effettuare la seconda previsione, la quale ci consente di predire il prezzo con un'analisi multivariata, la quale necessita dei regressori predetti in precedenza per essere eseguita nella previsione del periodo di test. Regressori i quali vanno predetti anch'essi, simulando un modello realmente applicabile, dal momento in cui domani non posso sapere che volume avrà il mercato se prima non lo vado a predire.

Analisi multivariata con Prophet

Dato	Prezzo	Volume	F&G Index
Quantità di dati	2018 - 2021 (oggi) ≈ 1350 entries	2018 - 2021 (oggi) ≈ 1350 entries	2018 - 2021 (oggi) ≈ 1350 entries
Algoritmo	Prophet	Prophet	Prophet

Quest'analisi si è rivelata la più promettente dal punto di vista dei risultati, quindi per andare a fare una valutazione migliore dei risultati sono stati eseguiti modelli differenti, i quali partono sempre dalle stesse date, in modo tale che tutte le versioni dell'algoritmo abbiano la medesima quantità di dati in train, ma con un intervallo di previsione differente:

Date nelle quali iniziano le analisi:

- 20/04/2020 (809 entry in train)
- 09/06/2020 (859 entry in train)
- 17/09/2020 (959 entry in train)
- 29/12/2020 (1059 entry in train)

Giorni da prevedere:

- 365 d
- 265 d
- 100 d

Le date non sono state scelte in modo del tutto casuale, bensì si è cercato di tenere sempre una quantità di dati per allenare i modelli sufficiente. Inoltre sono stati presi in considerazione anche momenti dove il prezzo ha subito cambiamenti considerevoli, al fine di vedere come si sarebbero comportati i vari modelli.

Andiamo ad esaminare i grafici risultanti dai modelli, i quali variano per intervallo di tempo di previsione e per tipologia, effettuando il confronto fra multivariato e univariato con il medesimo intervallo di tempo.

Per la lettura dei grafici:

In blu si ha l'effettivo prezzo di bitcoin.

Le altre linee colorate sono frutto della previsione effettuata partendo dal giorno segnalato a destra del grafico. Per tutte le previsioni in train è stato dato tutto il dataset precedente l'inizio della previsione. Allo stesso modo sono stati predetti i regressori in modo univariato (F&G e Volume) per consentire la previsione multivariata dei giorni di test.

Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 365 giorni:

Univariata



Multivariata



Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 265 giorni:

Univariata



Multivariata



Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 100 giorni:

Univariata



Multivariata



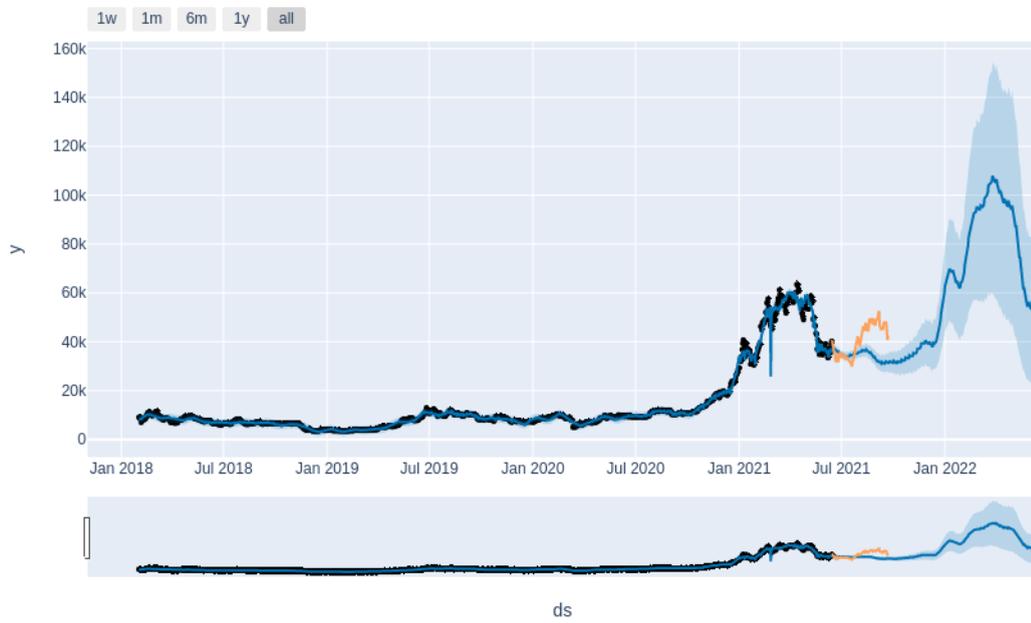
Da questa prima analisi si può notare come la prima linea di previsione rossa, sia la meno precisa, probabilmente ciò è dovuto dal fatto che il dataset in train comprende circa il 60% della totalità del dataset, una quantità di dati probabilmente non sufficiente essendo molto volatile il prezzo di Bitcoin. Un'altra cosa che salta subito all'occhio è come il modello con previsione a 365 giorni non dia risultati incoraggianti, pertanto è stato scartato.

I modelli multivariati con il Volume e F&G Index danno risultati nettamente migliori. Verso la fine del 2020 e nei primi mesi del 2021 il prezzo ha subito un incremento significativo, e si denota come nell'analisi multivariata "viola" (dal 17/09/2020 - \$10.000) a 265 giorni, la previsione per i primi mesi del 2021 sia stata di un incremento del prezzo triplicato, cosa che effettivamente è accaduta. Una previsione veramente notevole, considerando che il dataset dato in train ha come prezzo massimo \$13.000 registrato peraltro molto tempo prima nel luglio 2019.

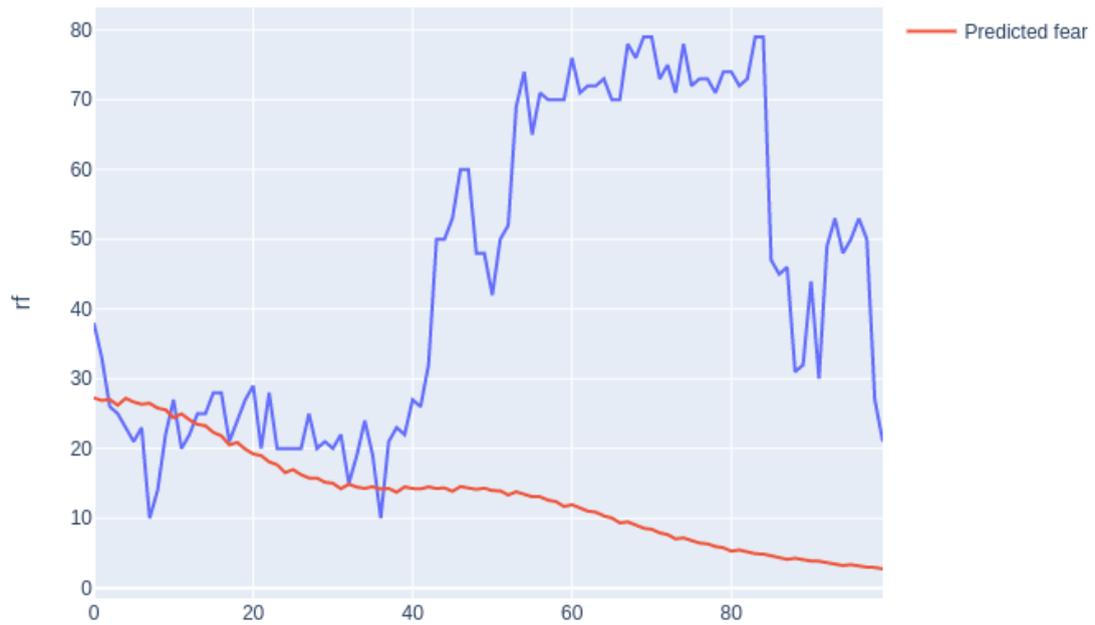
Nell'effettuare la previsione sono stati inevitabilmente commessi degli errori già in primo luogo con i regressori, si suppone specialmente con il F&G Index, essendo un dato che raccoglie le informazioni di attualità, praticamente impossibili da prevedere. Per questo vediamo nelle analisi più promettenti gli errori di previsione fatti con Prophet sui regressori, con le analisi che arrivano al 20/04/2020. Sono stati inoltre predetti dei giorni aggiuntivi, in modo tale da avere una previsione su 365 giorni.

Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 100 giorni:
Simulazione di un'analisi effettuata il 12/06/2021 (20 settembre 2021 - 100 giorni)

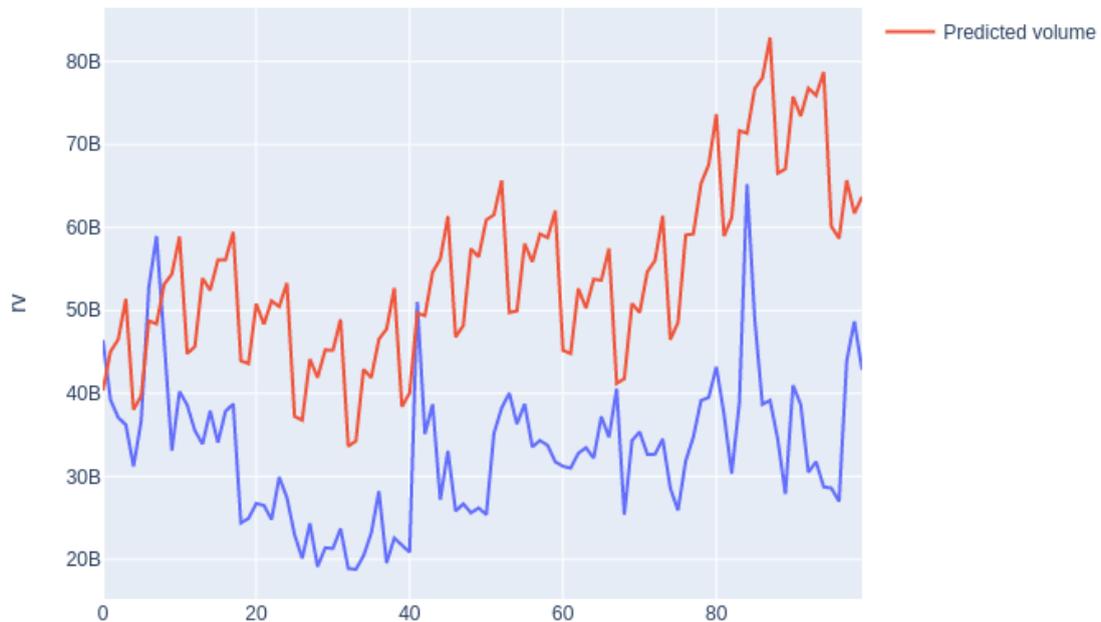
Previsione multivariata



Test - Fear and greed index



Test - Volume



Questa previsione ha avuto un errore notevole nel lato del F&G index verso una tendenza predetta di estrema paura, di conseguenza ciò si è ripercosso sull'analisi finale nel prezzo. Tuttavia nei primi 30 giorni di previsione l'indice è stato predetto bene ed analogamente anche il prezzo.

Errore:

Price:

MSE: 93921467.72490366

log MSE: 0.05971202285784871

MASE: 18.63741410465665

Volume:

MSE: 5.5924331289950506e+20

log MSE: 0.3115225552462721

MASE: 11.86487248005643

F&G:

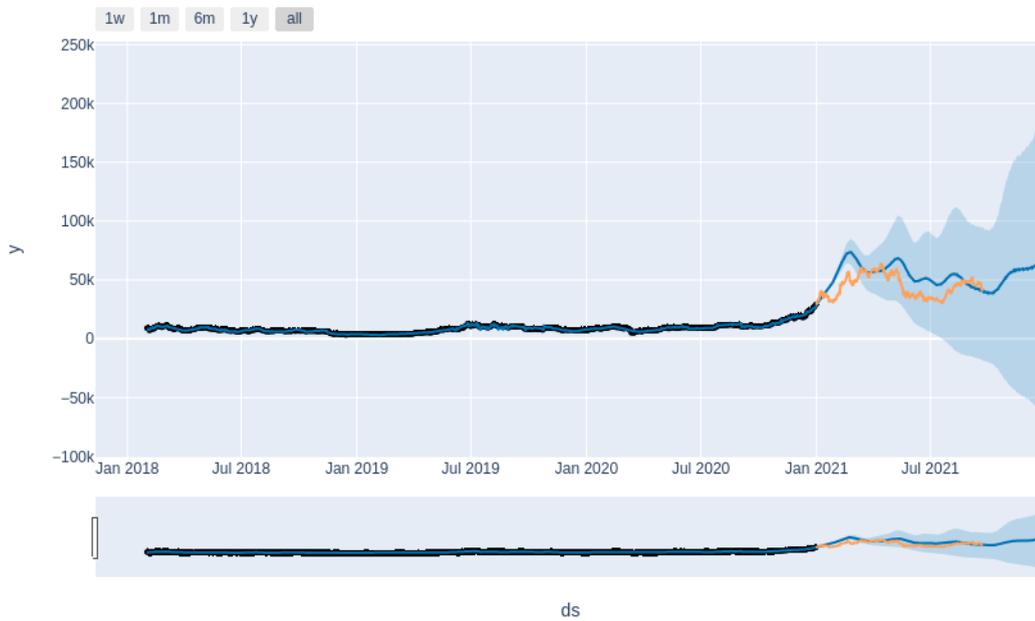
MSE: 1724.3951498575914

log MSE: 2.3094958200071094

MASE: 36.02043272134625

Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 265 giorni:
Simulazione di un'analisi effettuata il 29/12/2020 (20 settembre 2021 - 265 giorni)

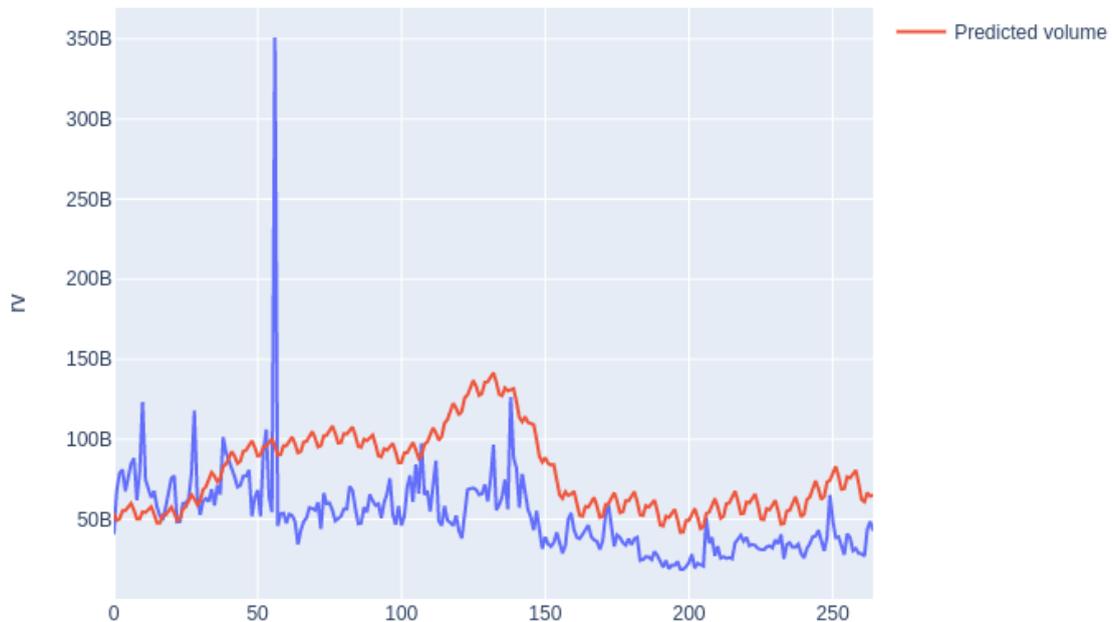
Previsione multivariata



Test - Fear and greed index



Test - Volume



Questa previsione ha avuto un errore notevole nel lato del F&G index, verso una tendenza predetta di estremo gradimento, il che seppur su scala ovviamente differente, avendo sfiorato il 100, valore massimo dell'indice, risulta in linea con il periodo, di conseguenza la previsione risulta attendibile.

Errore:

Price:

MSE: 165350161.82646814

log MSE: 0.07251743028863201

MASE: 49.61656543469442

Volume:

MSE: 1.5577729417307501e+21

log MSE: 0.34167014543106256

MASE: 31.26049531061992

F&G:

MSE: 31238.85405087744

log MSE: 2.559849060233722

MASE: 223.86517672882962

Analisi multivariata con Prophet e LSTM

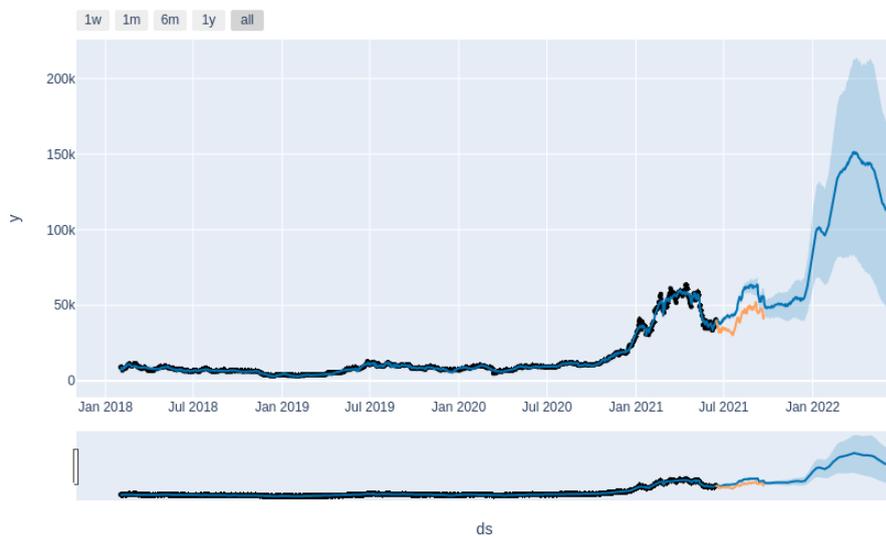
Dato	Prezzo	Volume	F&G Index
Quantità di dati	2018 - 2021 (oggi) ≈ 1350 entries	2018 - 2021 (oggi) ≈ 1350 entries	2018 - 2021 (oggi) ≈ 1350 entries
Algoritmo	Prophet	Prophet	LSTM

Se si riuscisse ad effettuare una previsione più puntuale dell'andamento del F&G Index probabilmente si potrebbero ottenere risultati migliori. Da questa necessità nasce il tentativo di previsione del F&G index con uno strumento più avanzato, le LSTM.

Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 100 giorni:

Simulazione di un'analisi effettuata il 12/06/2021 (20 settembre 2021 - 100 giorni)

Previsione multivariata

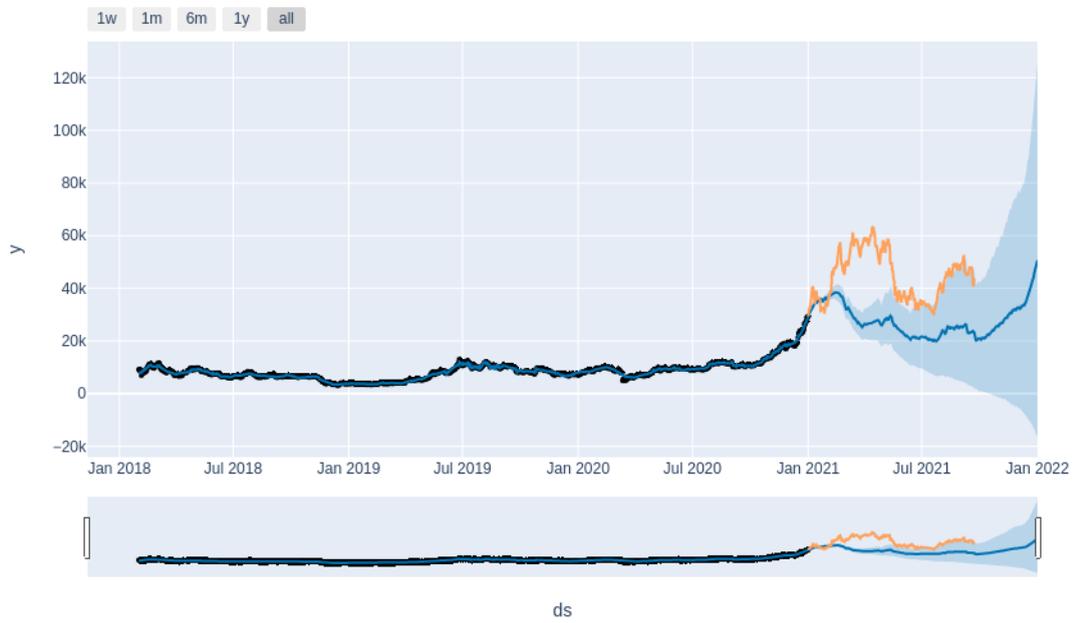


Test - Fear and greed index

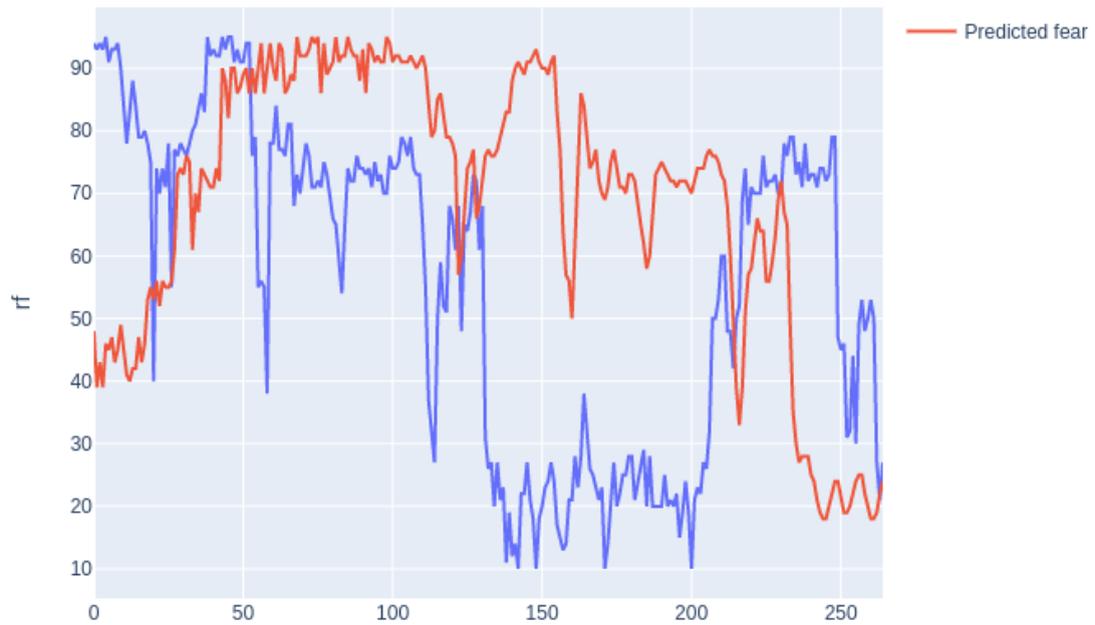


Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 265 giorni:
Simulazione di un'analisi effettuata il 29/12/2020 (20 settembre 2021 - 265 giorni)

Previsione multivariata



Test - Fear and greed index



Così come c'è stato un miglioramento nella previsione del F&G Index per l'analisi a 265 giorni, c'è stato anche un peggioramento per la previsione multivariata complessiva. Per quanto riguarda il modello a 100 giorni c'è stato un miglioramento nella previsione dell'andamento del prezzo, tuttavia risulta sopravvalutata la previsione rispetto alla realtà.

Concludendo il modello multivariato a 265 giorni completamente utilizzando Prophet mi sembra quello che risponda meglio al problema della previsione del prezzo, nonostante non abbia delle buone performance nella previsione del F&G Index.

Tuttavia comparandolo con il modello univariato risulta sempre migliore, seppur abbia l'analisi univariata dalla sua la maggiore quantità di dati finanziari a disposizione.

Conclusioni

La naturale conclusione dello studio risulta complessa da stabilire, dal momento in cui effettuare una previsione del genere non è affatto banale e sicuramente per raggiungere dei risultati più affidabili si necessita di ulteriori analisi. Tuttavia il modello a 265 giorni completamente utilizzando Prophet talvolta da dei risultati veramente eccellenti, e riuscire a stabilire quale sarà il prezzo di Bitcoin fra quasi un anno è un'impresa di non poco valore.

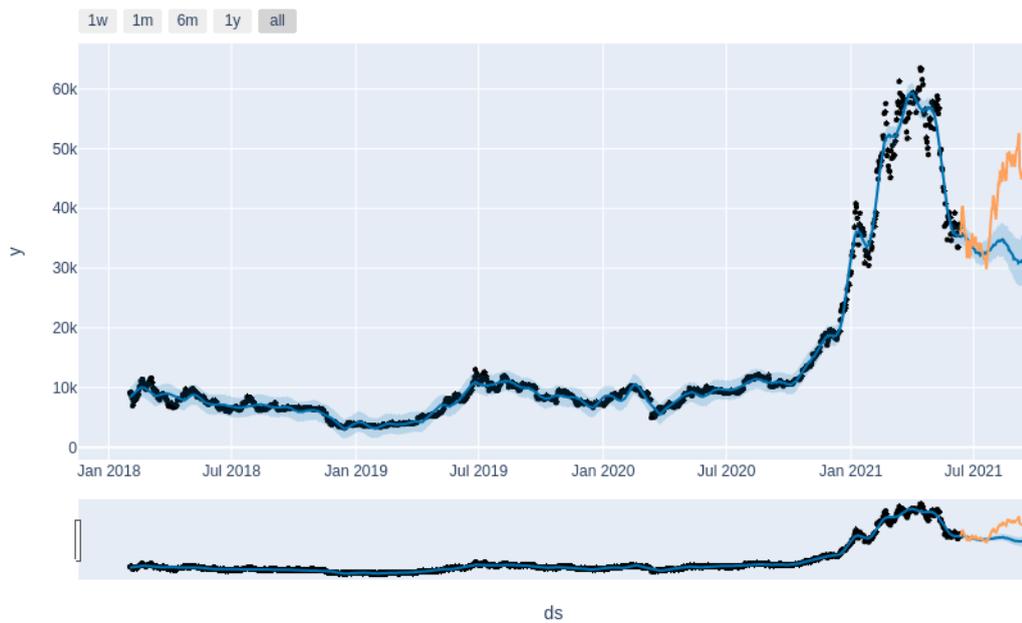
Quest'esperienza mi ha dato la possibilità di informarmi e iniziare a mettere delle basi completamente da autodidatta sul mondo delle reti neurali. Ringrazio quindi di aver avuto questa disponibilità nel giocare in un ambito che seguo da tempo, informarmi ed imparare molto sulle reti neurali e sul mondo della finanza decentralizzata.

Appendice

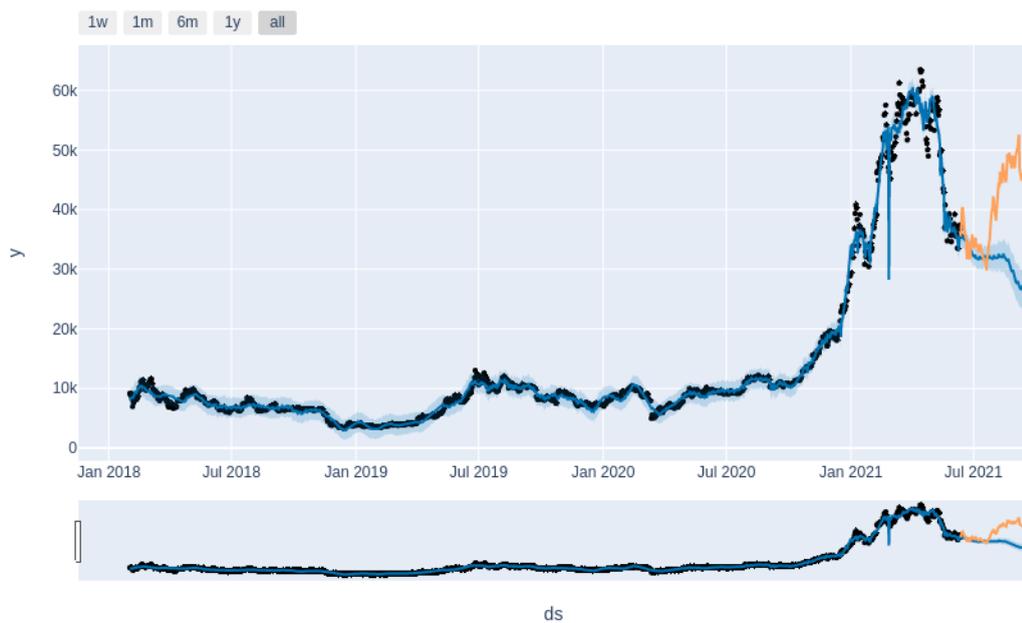
Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 100 giorni con Prophet:

Simulazione di un'analisi effettuata il 20 settembre 2021

Univariata



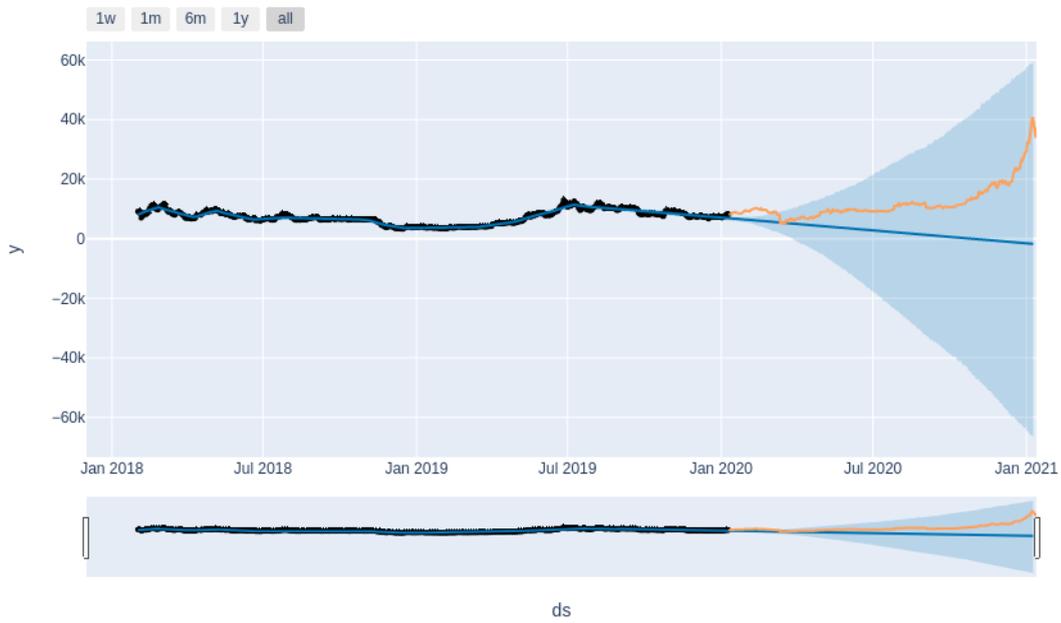
Multivariata



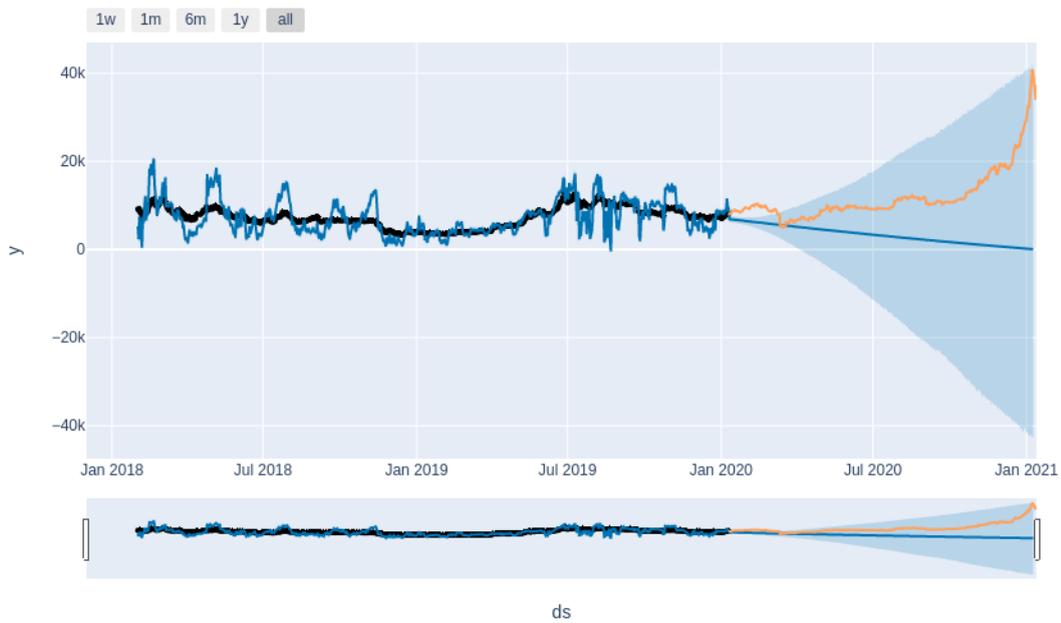
Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 365 giorni con Prophet:

Simulazione di un'analisi effettuata il 13/01/2021 (20 settembre 2021 - 250 giorni)

Univariata



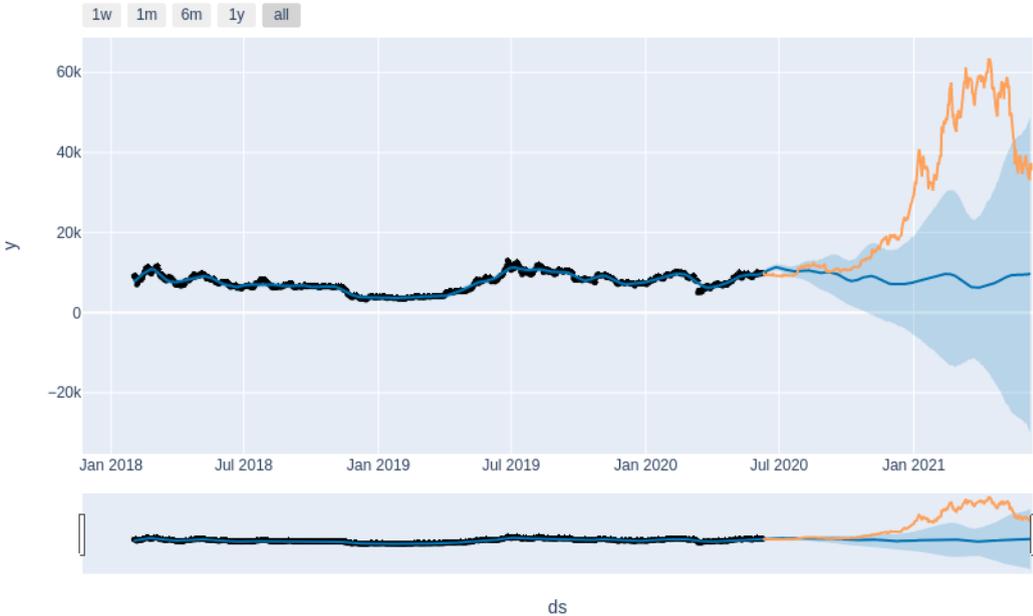
Multivariata



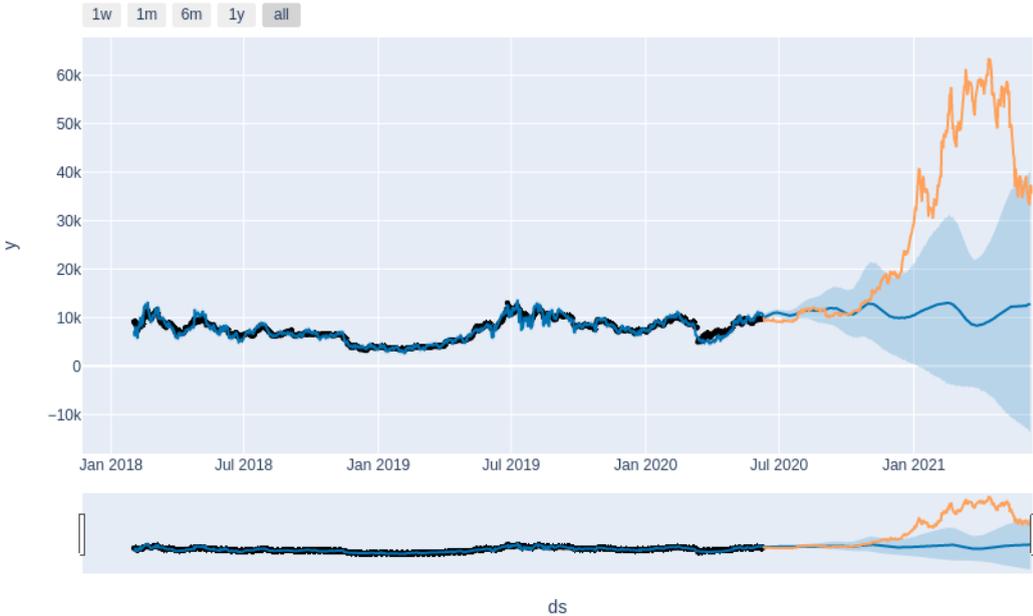
Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 365 giorni con Prophet:

Simulazione di un'analisi effettuata il 12/06/2021 (20 settembre 2021 - 100 giorni)

Univariata



Multivariata



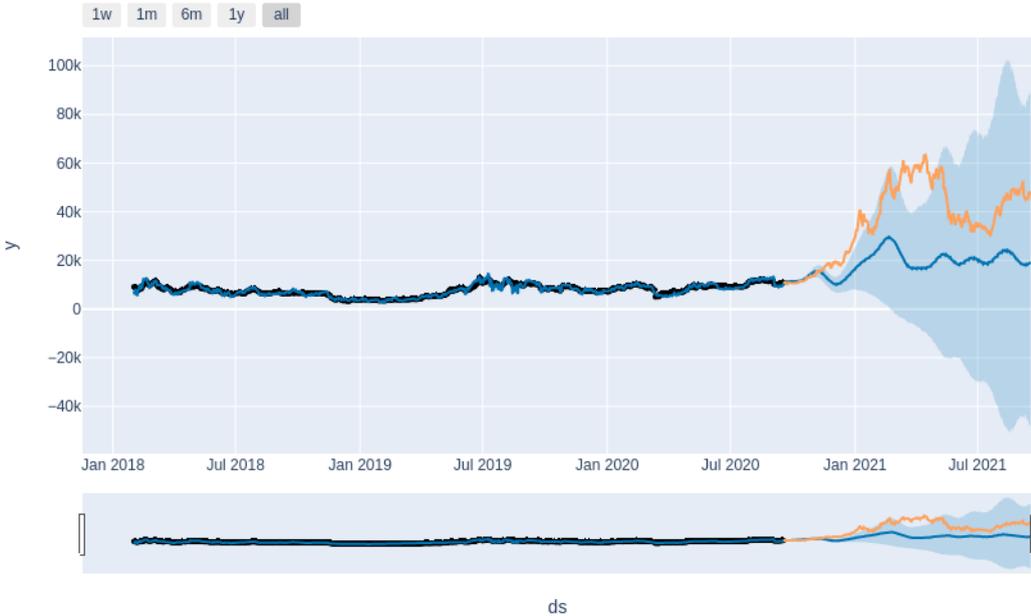
Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 365 giorni con Prophet:

Simulazione di un'analisi effettuata il 29/12/2020 (20/09/2021 - 365 d)

Univariata



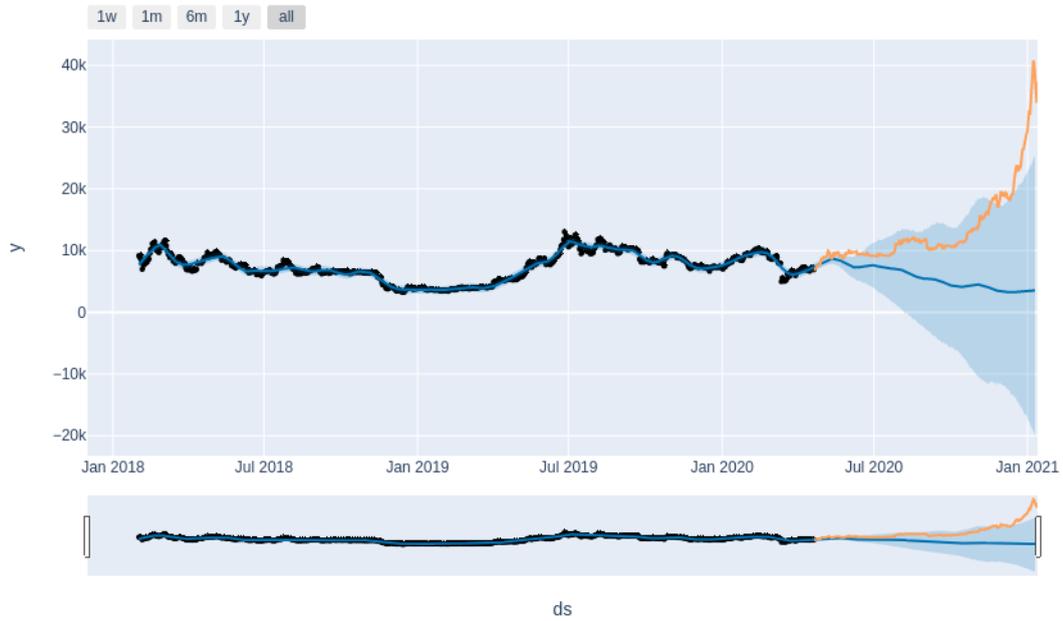
Multivariata



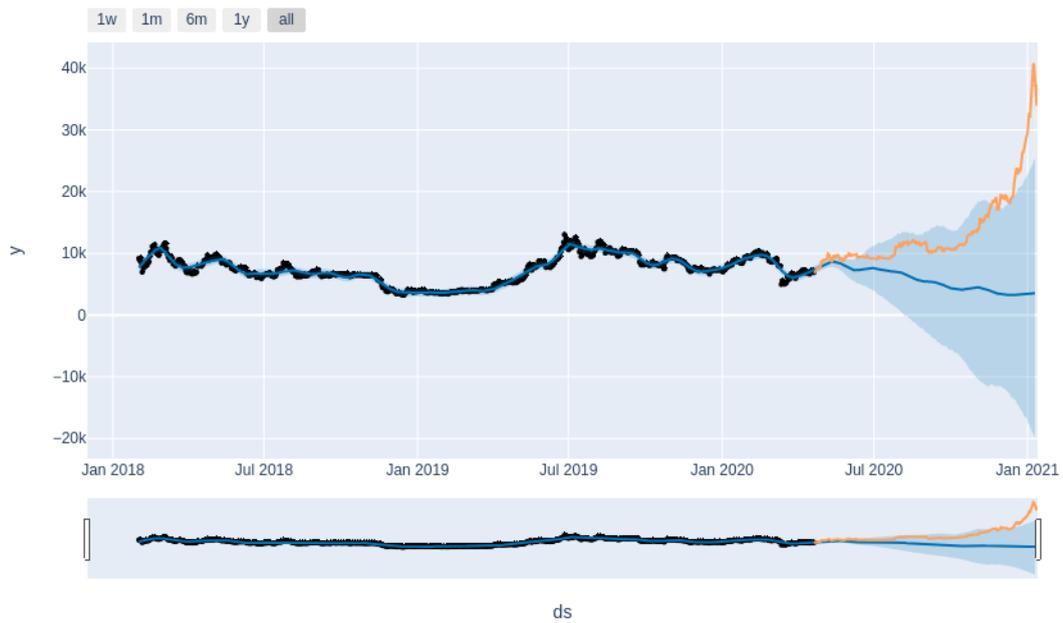
Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 265 giorni con Prophet:

Simulazione di un'analisi effettuata il 23/04/2020 (20 settembre 2021 - 250 d - 265 d)

Univariata



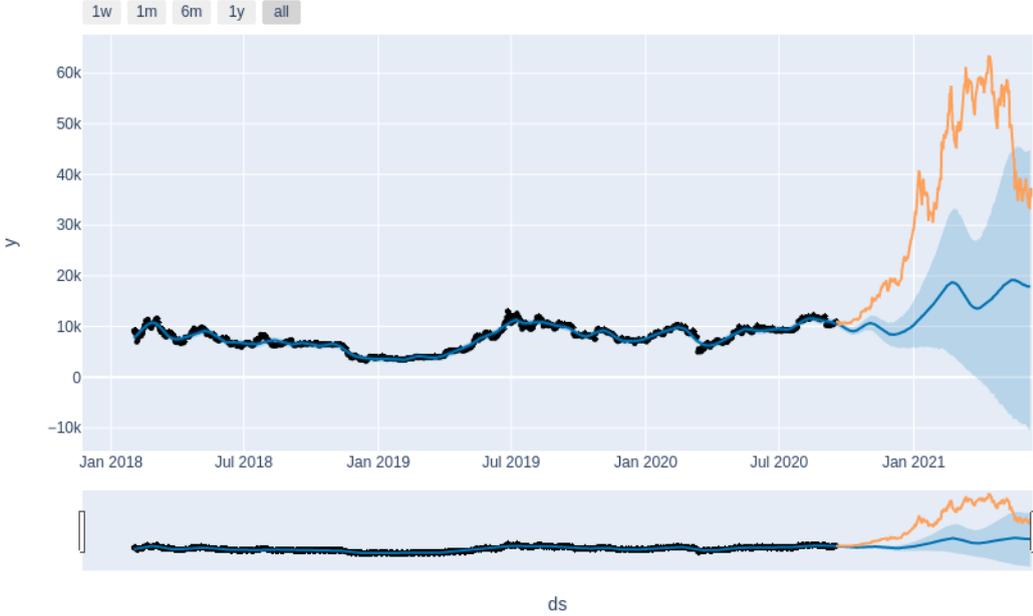
Multivariata



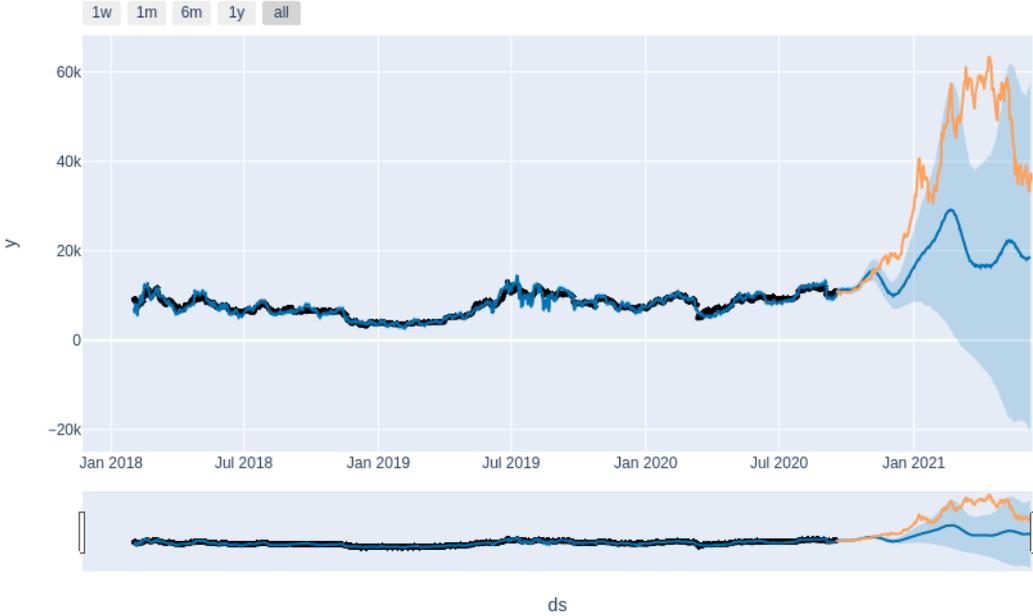
Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 265 giorni con Prophet:

Simulazione di un'analisi effettuata il 20/09/2020 (20 settembre 2021 - 265 d - 100 d)

Univariata



Multivariata



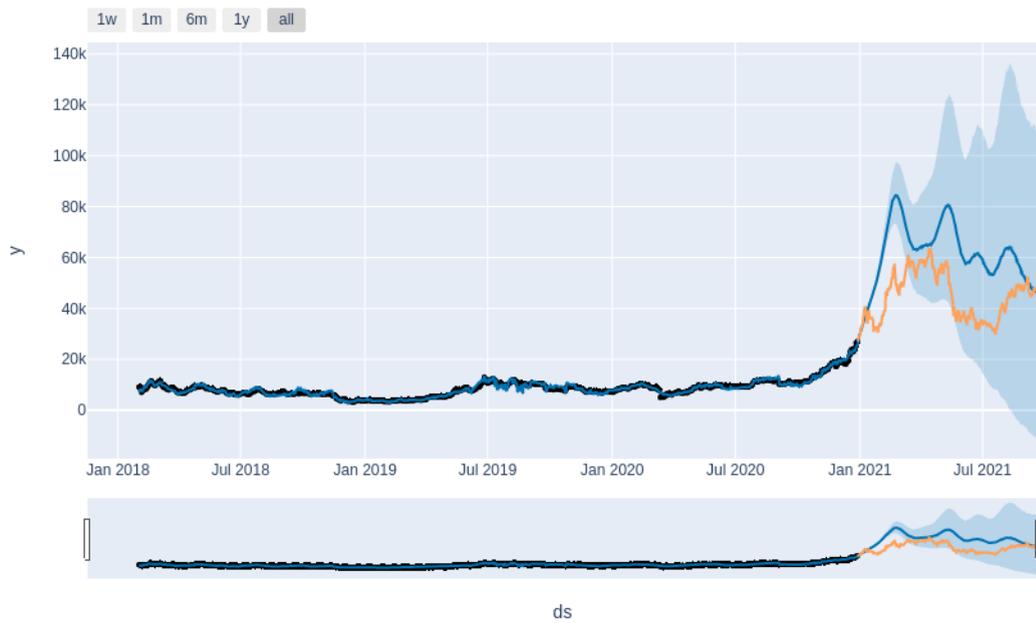
Analisi con intervallo di tempo di previsione pari a 265 giorni con Prophet:

Simulazione di un'analisi effettuata il 29/12/2020 (20/09/2021 - 265 d)

Univariata



Multivariata



Codice

```
!pip install yfinance
!pip install prophet

import numpy as np
import pandas as pd

from six.moves import urllib
import sys
if sys.version_info[0] < 3:
    from StringIO import StringIO
else:
    from io import StringIO

import datetime

import yfinance as yf

from fbprophet import Prophet

from fbprophet.plot import plot_plotly, plot_components_plotly,
add_changepoints_to_plot
import plotly.graph_objects as go

from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_squared_log_error,
mean_absolute_error

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

### Create the Stacked LSTM model
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.layers import LSTM
from numpy import array

import matplotlib.pyplot as plt
```

F&G read :

```
# get fng data from api
get_fng_index = "https://api.alternative.me/fng/"
url = get_fng_index + "?limit=0&format=csv&date_format=us"

# get data as csv from api
with urllib.request.urlopen(url) as response:
    html = response.read()

# Decode UTF-8 bytes to Unicode, and convert single quotes
string = html.decode('utf8').replace("'", '')
TESTDATA = StringIO(string[46:-40])
df_fear = pd.read_csv(TESTDATA, sep=",")

df_fear.columns = ['Date', 'F&G Value', 'F&G Classification']
df_fear
```

Finance read :

```
# download df
start_date =
datetime.datetime.strptime(df_fear['Date'][len(df_fear)-1],
"%m-%d-%Y").strftime("%Y-%m-%d")
end_date = datetime.datetime.strptime(df_fear['Date'][0],
"%m-%d-%Y").strftime("%Y-%m-%d")

#end_date = '2021-09-20' #datetime.datetime.now()
#start_date = '2016-01-01'

crypto = 'BTC'
collateral = 'USD'

df_finance = yf.download(crypto + '-' + collateral, start_date,
end_date)
df_finance = df_finance.sort_index(ascending=False)
df_finance.reset_index(inplace=True)
df_finance
```

Dates to common date format :

```
df_finance['Date'] = pd.to_datetime(df_finance['Date'])
df_fear['Date'] = pd.to_datetime(df_fear['Date'])
```

Final df with join :

```
# join
df_crypto = pd.merge(df_finance, df_fear, on='Date', how='inner')

# order by date
df_crypto = df_crypto.sort_values(by=['Date'])
df_crypto = df_crypto.reset_index()
df_crypto = df_crypto.drop(['index'], axis=1)

df_crypto

# remove some data (u can change test_days ...) OPTIONAL
#days_to_remove = -100
#df_crypto_bck = df_crypto
#df_crypto = df_crypto.iloc[:days_to_remove]
```

Final df with join :

```
# join
df_crypto = pd.merge(df_finance, df_fear, on='Date', how='inner')

# order by date
df_crypto = df_crypto.sort_values(by=['Date'])
df_crypto = df_crypto.reset_index()
df_crypto = df_crypto.drop(['index'], axis=1)

df_crypto
```

Functions to predict regressors :

```
# convert an array of values into a dataset matrix
def create_dataset(dataset, time_step=1):
    dataX, dataY = [], []
    for i in range(len(dataset)-time_step-1):
        a = dataset[i:(i+time_step), 0]    ###i=0, 0,1,2,3-----99    100
        dataX.append(a)
        dataY.append(dataset[i + time_step, 0])
    return np.array(dataX), np.array(dataY)
```

```

def predictRegressorLSTM(df, test_days):
    test_days = test_days + 1

    global lstm_scaler
    lstm_scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0,1))
    df = lstm_scaler.fit_transform(np.array(df).reshape(-1,1))

    training_size = len(df)-2*(test_days) #-1 ?
    test_size = len(df)-training_size
    global lstm_test_data
    train_data, lstm_test_data = df[0:training_size,:],
df[training_size:len(df),:1]

    X_train, y_train = create_dataset(train_data, test_days) #input
array, output
    X_test, ytest = create_dataset(lstm_test_data, test_days)

    # reshape input to be [samples, time steps, features] which is
required for LSTM
    X_train = X_train.reshape(X_train.shape[0], X_train.shape[1], 1)
    X_test = X_test.reshape(X_test.shape[0], X_test.shape[1], 1)

    global lstm_model
    lstm_model=Sequential()

lstm_model.add(LSTM(64,return_sequences=True,input_shape=(test_days,1))
)
    lstm_model.add(LSTM(64,return_sequences=True))
    lstm_model.add(LSTM(64))
    lstm_model.add(Dense(1))
    lstm_model.compile(loss='mean_squared_error',optimizer='adam')

lstm_model.fit(X_train,y_train,validation_data=(X_test,ytest),epochs=50
,batch_size=64,verbose=1)

### Lets Do the prediction and check performance metrics
train_predict=lstm_model.predict(X_train)
test_predict=lstm_model.predict(X_test)

## Transformback to original form
train_predict=lstm_scaler.inverse_transform(train_predict)
test_predict=lstm_scaler.inverse_transform(test_predict)

```

```

testPredictPlot = np.empty_like(df)
testPredictPlot[:, :] = np.nan
testPredictPlot[len(train_predict)+(test_days*2)+1:len(df)-1, :] =
test_predict

    return testPredictPlot[len(testPredictPlot)-X_test.shape[0]-1:-1]

def predictFutureRegressorLSTM(test_data, model, days_to_forecast,
time_step, scaler):
    x_input=test_data[len(test_data)-time_step:].reshape(1,-1)
    x_input.shape

    temp_input=list(x_input)
    temp_input=temp_input[0].tolist()

    lst_output = []
    n_steps = x_input.shape[1]
    i = 0
    while(i<days_to_forecast):
        if(len(temp_input)>x_input.shape[1]):
            #print(temp_input)
            x_input=np.array(temp_input[1:])
            #print("{} day input {}".format(i,x_input))
            x_input=x_input.reshape(1,-1)
            x_input = x_input.reshape((1, n_steps, 1))
            #print(x_input)
            yhat = model.predict(x_input, verbose=0)
            #print("{} day output {}".format(i,yhat))
            temp_input.extend(yhat[0].tolist())
            temp_input=temp_input[1:]
            #print(temp_input)
            lst_output.extend(yhat.tolist())
        else:
            x_input = x_input.reshape((1, n_steps,1))
            yhat = model.predict(x_input, verbose=0)
            #print(yhat[0])
            temp_input.extend(yhat[0].tolist())
            #print(len(temp_input))
            lst_output.extend(yhat.tolist())
        i = i + 1

    day_new=np.arange(1,time_step+1)

```

```

day_pred=np.arange(time_step+1,time_step+1+days_to_forecast)

return(scaler.inverse_transform(lst_output))

def predictRegressor(x):
    df = df_crypto[["Date", x]].iloc[::-test_days]

    # univariate model
    # must rename to use this library
    new_names = {"Date": "ds", x: "y"}
    df.rename(columns=new_names, inplace=True)

    m = Prophet(seasonality_mode="multiplicative",
changeoint_prior_scale=0.7)
    m.fit(df)

    #Create dates df for the future
    future = m.make_future_dataframe( periods = future_days)
    future.tail()

    #Model predictions
    forecast = m.predict(future)
    return forecast['yhat'] #2018 ---> 2021

```

Multivariate model :

```

test_days = 265
future_days = test_days + 100 # = 365

df_train = df_crypto[["Date", "Close"]].iloc[::-test_days]

# multivariate model
# must rename to use this library
new_names = {"Date": "ds", "Close": "y"}
df_train.rename(columns=new_names, inplace=True)

```

Univariate predictions :

```

# volume
predictedVolume = predictRegressor('Volume') #2018 ---> 2021 # predict
future_days regressors (test_days + n) with Prophet

```

```

# high
#predictedHigh = predictRegressor('High') #2018 ---> 2021 # predict
future_days regressors (test_days + n) with Prophet

# low
#predictedLow = predictRegressor('Low') #2018 ---> 2021 # predict
future_days regressors (test_days + n) with Prophet

# fear (Prophet or LSTM)
predictedFear = predictRegressor('F&G Value') #2018 ---> 2021 #
predict future_days regressors (test_days + n) with Prophet

#predictedFear = pd.Series([int(i[0]) for i in df_crypto[['F&G
Value']].iloc[:-test_days].values.tolist()] + [int(i[0]) for i in
predictRegressorLSTM(df_crypto.reset_index()['F&G Value'],
test_days).tolist()]) # predict test_days regressors with LSTM
#fear_model = lstm_model # with LSTM
#fear_test_data = lstm_test_data # with LSTM
#fear_scaler = lstm_scaler # with LSTM

# add predicted regressors for test_days -> Train with predicted
regressors
df_train['add1'] = predictedVolume
df_train['add2'] = predictedFear
#df_train['add3'] = predictedHigh
#df_train['add4'] = predictedLow

# add known regressors for test_days -> Train with known regressors
#df_train['add1'] = df_crypto['Volume']
#df_train['add2'] = df_crypto['F&G Value']

m = Prophet(seasonality_mode="multiplicative",
changepoint_prior_scale=0.7) #,
changepoints=['2016-07-09','2020-05-11']
m.add_regressor('add1')
m.add_regressor('add2')
#m.add_regressor('add3')
#m.add_regressor('add4')
m.fit(df_train)

```

Future :

```
# create dates for the future
future = m.make_future_dataframe( periods = future_days)

# volume (Prophet)
future['add1'] = pd.concat([df_crypto['Volume'].iloc[::-test_days],
predictedVolume[-future_days:]]

# high (Prophet)
#future['add3'] = pd.concat([df_crypto['High'].iloc[::-test_days],
predictedHigh[-future_days:]]

# low (Prophet)
#future['add4'] = pd.concat([df_crypto['Low'].iloc[::-test_days],
predictedLow[-future_days:]]

# fear (Prophet)
future['add2'] = pd.concat([df_crypto['F&G Value'].iloc[::-test_days],
predictedFear[-future_days:]]

# fear (LSTM)
#real_future_fear = [int(i[0]) for i in
predictFutureRegressorLSTM(fear_test_data, fear_model,
future_days-test_days, test_days, fear_scaler)] #LSTM
#future['add2'] = pd.Series(df_crypto['F&G
Value'].iloc[::-test_days].tolist() +
predictedFear[-test_days:].tolist() + real_future_fear)

# known regressors for future_days -> Train with known regressors
#future['add1'] = pd.concat([df_crypto['Volume'],
predictedVolume[-future_days:].iloc[test_days:]]
#future['add2'] = pd.concat([df_crypto['F&G Value'],
predictedFear[-future_days:].iloc[test_days:]])
```

Make prediction and plot :

```
# model predictions
forecast = m.predict(future)

# plot predictions
fig = plot_plotly(m, forecast)
fig.add_trace(go.Line(mode="lines",
x=df_crypto['Date'].iloc[len(df_crypto)-1-test_days:],
y=df_crypto['Close'].iloc[len(df_crypto)-1-test_days:], name="Actual
price"))

fig.show()
```

Statistical analysis on test days :

```
real_price_list =
df_crypto['Close'].iloc[len(df_crypto)-test_days:].tolist() # -1 ?
if future_days-test_days == 0:
    predicted_price_list =
forecast['yhat'].iloc[len(forecast)-future_days:]
else:
    predicted_price_list =
forecast['yhat'].iloc[len(forecast)-future_days:- (future_days-test_days
)]

real_volume_list =
df_crypto['Volume'].iloc[len(df_crypto)-test_days:].tolist() # -1 ?
predicted_volume_list =
predictedVolume[-future_days:].tolist()[ :test_days]

real_fear_list = df_crypto['F&G
Value'].iloc[len(df_crypto)-test_days:].tolist() # -1 ?
predicted_fear_list = predictedFear[-future_days:].tolist()[ :test_days]

df_statists = pd.DataFrame(columns =['rp', 'pp', 'rv', 'pv', 'rf', 'pf'])
df_statists['rp'] = real_price_list
df_statists['pp'] = predicted_price_list
df_statists['rv'] = real_volume_list
df_statists['pv'] = predicted_volume_list
df_statists['rf'] = real_fear_list
df_statists['pf'] = predicted_fear_list
```

```

def mean_absolute_scaled_error(training_series, testing_series,
prediction_series):
    n = training_series.shape[0]
    d = np.abs( np.diff( training_series) ).sum()/(n-1)

    errors = np.abs(testing_series - prediction_series )
    return errors.mean()/d

price_train = np.array(df_train['y'].tolist())
volume_train = np.array(df_train['add1'].tolist())
fear_train = np.array(df_train['add2'].tolist())

print(' Price: ')
print('MSE: ' + str(mean_squared_error(real_price_list,
predicted_price_list)))
print('log MSE: ' + str(mean_squared_log_error(real_price_list,
predicted_price_list)))
print('MASE: ' + str(mean_absolute_scaled_error(price_train,
np.array(real_price_list), np.array(predicted_price_list))))

print(' Volume: ')
print('MSE: ' + str(mean_squared_error(real_volume_list,
predicted_volume_list)))
print('log MSE: ' + str(mean_squared_log_error(real_volume_list,
predicted_volume_list)))
print('MASE: ' + str(mean_absolute_scaled_error(volume_train,
np.array(real_volume_list), np.array(predicted_volume_list))))

print(' F&G: ')
print('MSE: ' + str(mean_squared_error(real_fear_list,
predicted_fear_list)))
print('log MSE: ' + str(mean_squared_log_error(real_fear_list,
predicted_fear_list)))
print('MASE: ' + str(mean_absolute_scaled_error(fear_train,
np.array(real_fear_list), np.array(predicted_fear_list))))

```

Fonti

<https://tradewithpython.com/news-sentiment-analysis-using-python>

<https://medium.com/bitgrit-data-science-publication/ethereum-price-prediction-with-python-3b3805e6e512>

<https://www.luno.com/learn/it/article/how-is-the-price-of-bitcoin-calculated>

<https://www.forbes.com/sites/youngjoseph/2021/03/29/nft-market-rages-on-nfts-market-cap-grow-1785-in-2021-as-demand-explodes/>

<https://blog.liquid.com/coin-vs-token>

<https://machinelearningmastery.com/decompose-time-series-data-trend-seasonality/>

<https://medium.com/bitgrit-data-science-publication/ethereum-price-prediction-with-python-3b3805e6e512> (If you want to perform time series decomposition to have a clearer understanding of your data, check out)

<https://usdebtclock.org/world-debt-clock.html>

https://www.ilsole24ore.com/art/bitcoin-sara-l-oro-digitale-prospettive-e-limiti-ADERWWOB?refresh_ce=1

<https://coinmarketcap.com/it/charts/>

<https://academy.bit2me.com/it/cosa-sta-dimezzando-bitcoin/>

<https://it.cointelegraph.com/news/flat-food-bitcoin-big-mac-index-crashes-below-10-000-satoshis-for-the-first-time-ever>

economist.com/big-mac-index

<https://www.relatally.com/stock-market-prediction-using-multivariate-time-series-in-python/1815/#h-multivariate-prediction-models>

<https://www.finextra.com/blogposting/20638/understanding-tokenomics-the-real-value-of-crypto>

<https://www.publish0x.com/cryptocurrency-insights/how-many-cryptocurrency-projects-have-failed-xyodyj>

<https://youtu.be/i-QVNAUasjg>

<https://www.kaggle.com/andradaolteanu/bitcoin-dogecoin-on-rapids-and-elon-musk/notebook>

<https://github.com/flo7up/relataly-public-python-tutorials>

<https://alternative.me/crypto/fear-and-greed-index/>

https://github.com/rhahn28/predict_BTC_price

<https://direct.mit.edu/neco/article/9/8/1735/6109/Long-Short-Term-Memory>

<https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0194889>

https://watermark.silverchair.com/neco.1997.9.8.1735.pdf?token=AQECAHi208BE49Ooan9kKhW_Ercy7Dm3ZL_9Cf3qfKAc485ysgAAAtMwggLPBgkqhkiG9w0BBwagggLAMIICvAIBADCCArUGCSqGSIlb3DQEHATAeBgIghkgBZQMEAS4wEQQMJqtDOku7BDjj5CFIAGeQgIIChsG3PnNjN-Td8agr6J6TwAelJDuhjqZXWCS2F0NeWjpsQt07hq4Fz0tJsaHCdWqg_aqmMwSV4USvu_V-l4_ajRnmdQVpX2eubrRhI5ETvDn4fXhyF7ao6dtoK0r1azl2rFbhIBa5d48V6uVoy9ESBTEsvVku dDvQRHLyAvlnhNCHhDBuAGxprCvt5SSDRQnuJrThN8Qbh0taQFdonH5JFyzi2_I_j-tuoUSfeYdb4ly9-l1bs4ob2GP06hNxxkYYAgZwp4z5nN6MH7RRzSAKLWCGUFYus_Z6wYQEeN6t7sWoFTE6t309bLqKHS6Y3KCyxPWCSyQX2LXfzYAVjPUjXikWrsQyGUff1_XwTZ-FkNQLDYicRfm0EN6jd2A9HpyQ9wtn8FhgB7kH6bPvKfEfwSr5k7LbUDBFeSmzbWL0UE6pG-ZYYKqgLDVqHNj-oG05U9ytjTcvDqPyLXnobMhPdK-lmEDTgn1GEx5k8f179uiZm-t7QgwCQv1gVdLu07A3t11sLmmNYBTXX5ysNasKEpA4tllht3xgc_vIzLehYe-kNd_y4UW0nPsyRbZBVJC22gHk4sDPx0K96L5Z2PIwuVF4o_drP6yy00ChTI015pJIU3BesHGGmqvVCvqHaKeuRJkyJF89bXBg006n2ZfH3GssJUkx0dk2SEMA5bq8P_5kgfMNVENCyUDkNLcW9e8F7hMiEfe5Bd1ePML3w3CaLIVbuOPfKwD7SJ-KLr5T6_F3xq5B2pezxR1CXraml87yXZZDOjURb__NjBEW3Sq-RI032qnQutAJMsOvam6HOLJ2DcawUScZ-NFK4ISQ1_zgHdswXH538DXWrzaelGZ9AN6IV7d1nlks

<https://towardsdatascience.com/multi-step-time-series-forecasting-with-arima-lightgbm-and-prophet-cc9e3f95dfb0>

https://colab.research.google.com/drive/1Z4zNI_bVXoFQBsCHUtxBDCBno6yhXceB?usp=sharing

<https://github.com/krishnaik06/Stock-MARket-Forecasting/blob/master/Untitled.ipynb>

https://www.youtube.com/watch?v=H6du_pfuznE

<https://research.fb.com/blog/2017/02/prophet-forecasting-at-scale/>

<https://investire.biz/articoli/analisi-previsioni-ricerche/bitcoin-e-criptovalute/analisi-criptovalute-prezzo-bitcoin-modello-previsioni-stock-to-flow-cosa-e-come-si-usa>

<https://faturice.com/blog/business-forecasting-with-facebook-prophet>

Ringraziamenti

Concludendo la trattazione, vorrei dedicare qualche riga a tutti coloro che mi sono stati vicini in questo percorso di crescita personale e professionale.

In primis, un ringraziamento speciale alla mia relatrice, la Professoressa Elena Loli Piccolomini, per la sua pazienza e specialmente per aver accettato di seguire una tesi che rispecchiasse pienamente ciò che le avevo chiesto, supportandomi nel lasciarmi fare l'elaborato che desideravo, il quale mi ha dato parecchie soddisfazioni.

Un grazie speciale va anche ovviamente ai miei genitori, e ovviamente ritengo sia l'accezione più veritiera che possa descrivere il nostro rapporto. Ci sono sempre stati e sono da sempre un modello di riferimento per me, come famiglia e come persone.

Ringrazio anche i miei colleghi partendo dai colleghi dei vari progetti, i quali hanno patito la mia voglia spesso e volentieri di fare elaborati articolati e complessi.

Una speciale menzione d'onore ai membri del gruppo " ... eroe nazionale ", i quali ci sono sempre stati sia come amici, colleghi e in un certo senso famigliola Bolognese.

Un grazie sentitissimo a tutti, Federico.