Report Blockchain e Cryptocurrencies

Bitcoin on Twitter: In-depth Analysis of Sentimental, Linguistic and Geographical Dynamics

Elia Cannas (0001097520) Michele Abruzzese (0001097676)

Indice

l.	Intro	oduzione .	•	•	•	•	•	•	•	2
2.	Data	aset		•	•	•				3
3.	Studio effettuato e risultati								4	
	3.1.	Sentiment Analys	is							4
	3.2.	Word Cloud								7
	3.3.	Hashtag Analysis								9
	3.4.	Geolocalizzazione	e .		•	•				1
4.	Conclusioni				•	•				13
	4.1.	Commento risulta	ti		•	•				13
	4.2.	Limitazioni .								10
	4.3.	Lavori futuri			•	•				10
5.	Lavori correlati .				•	•				1′
6.	Bibliografia									1′

1. Introduzione

Nell'era digitale in cui viviamo, i social media rappresentano una fonte inesauribile di dati e informazioni, offrendo uno spaccato ricco e variegato delle opinioni, delle tendenze e delle dinamiche sociali. Tra le criptovalute più discusse e dibattute, il Bitcoin continua a dominare le conversazioni online, suscitando interesse, speculazioni e dibattiti su scala globale.

Il presente lavoro si propone di esplorare e analizzare il vasto panorama di opinioni e discussioni che circondano il Bitcoin su Twitter, una delle piattaforme di social media più influenti e dinamiche del nostro tempo. Attraverso un approccio multidimensionale, abbiamo condotto un'indagine approfondita che ha abbracciato diversi aspetti cruciali della comunicazione digitale.

Nel corso di questa relazione, presenteremo i risultati delle nostre analisi, che includono un'approfondita valutazione dei sentimenti espressi nei tweet sul Bitcoin, una word cloud analysis per identificare le parole chiave più rilevanti nel contesto bitcoiniano, un'esplorazione degli hashtag più utilizzati e infine un'analisi della geolocalizzazione per comprendere le regioni geografiche più attive nel discorso sul Bitcoin.

Il lavoro svolto mira ad attribuire una correlazione tra l'andamento del prezzo del Bitcoin e i tweet ad esso collegati in un certo intervallo di tempo, tramite la sentiment analysis mentre, tramite la word cloud e l'hashtag analysis cerchiamo di dare un esempio reale al sentimento analizzato. La geolocalizzazione, anche se con alcune limitazioni intrinseche, servirà a definire i paesi di maggiore attività dei tweet legati a questa tematica..

2. Dataset

I dati utilizzati per poter effettuare lo studio sono stati presi dal dataset 'Bitcoin tweets.csv' [1].

Il dataset è composto da diverse informazioni relative ai tweet, quali:

- *user name*: nome dell'utente;
- *user_position*: posizione dell'utente;
- user description: descrizione dell'utente;
- user created: data e ora di creazione del profilo utente;
- user followers: numero di seguaci dell'utente;
- user friends: numero di amici dell'utente;
- user favourites: numero di preferiti dell'utente;
- user verified: valore vero o falso se l'utente ha un account verificato;
- date: data in cui è stato creato il tweet;
- *text*: testo del tweet:
- hashtags: hashtag presenti all'interno del tweet;
- source: sorgente da cui è stato preso il tweet;
- is retweet: indica che il tweet è stato retweetato o meno;

Sono state effettuate delle operazioni di cleaning dei dati ai fini di poter effettuare lo studio in maniera corretta, tali operazioni comprendono l'eliminazione dei dati in eccesso e dei valori anomali per ognuno degli attributi del dataset.

La base dati è stata arricchita nel tempo tramite le API di twitter, restringendo il campo ai soli tweet che contengono gli hashtag #Bitcoin e #btc.

I tweet ricoprono un periodo che va dal 05/02/2021 al 09/01/2023 e conta 4689354 entries.

Non abbiamo effettuato nuovamente il download dei tweet secondo dei filtri ancora più stringenti perché al giorno d'oggi le API sono a pagamento, quindi abbiamo preferito utilizzare il dataset di cui sopra.

3. Studio effettuato

Preprocessing

Inizialmente, è stato importato il dataset all'interno del nostro notebook 'tweets_sentiment.ipynb', per poi effettuare su di esso delle operazioni di cleaning eliminando duplicati e valori nulli. Sono state eliminate tutte le righe contenenti una data che presentava un formato non valido. Inoltre sono state scartate alcune colonne non pertinenti ai fini della conduzione dello studio.

Ci siamo focalizzati sul periodo che va dal 01/03/2022 al 30/06/2022 in quanto abbiamo riscontrato una forte instabilità del valore del Bitcoin, visibile dal grafico sottostante.

A questo punto lavoriamo su 2689765 entries



Fig. 1 Andamento del valore del Bitcoin dal 01/03/22 al 30/06/22 fonte yahoo finanza [3]

3.1. Sentiment Analysis

La sentiment analysis è una tecnica utilizzata nell'ambito del natural language processing (NLP) per determinare il tono emotivo o il sentimento associato a un determinato testo. L'obiettivo è quello di comprendere se il testo esprime un'opinione positiva, negativa o neutra riguardo a un particolare argomento o entità.

All'interno del nostro studio, quest'analisi, mira a calcolare la polarità dei tweet presenti all'interno del nostro dataset [1]. Più precisamente la polarità va ad indicare se un determinato tweet è positivo, negativo o neutro rispetto all'opinione del Bitcoin. Conoscere il sentiment ci servirà per analizzare la risposta emotiva del pubblico nei confronti della perdita di valore del Bitcoin.

Per svolgere l'analisi della sentiment utilizziamo la libreria "nltk" e "textblob", che servono rispettivamente per tokenizzare, rimuovere le stopword e calcolare la polarità dei tweet.

Successivamente al calcolo della polarità del tweet, vengono targettizzati i tweet in base ai valori di polarità: valori maggiori di 0 sentiment 'Positive', per valori minori di 0 sentiment 'Negative' e per tutti gli altri valori 'Neutral'. Facendo riferimento all'intervallo di date che abbiamo indicato precedentemente (01/03/2022 al 30/06/2022) mostriamo tramite un istogramma il sentiment dei tweet e il volume, ottenendo il seguente istogramma:

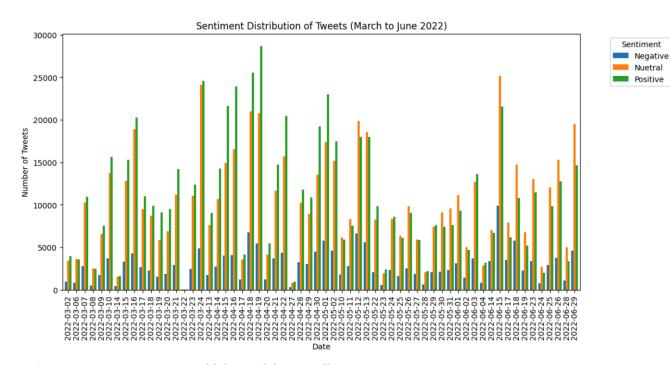


Fig.2 Istogramma numero tweet positivi, negativi e neutrali

Il sentiment è ripartito nel seguente modo:

Positive 45.58% Nuetral 42.31% Negative 12.09%

I due periodi con maggior volume dei tweet negativi sono:

- 11/05/2022 al 14/05/2022
- 14/06/2022 al 17/06/2022

Questi due periodi sono oggetto di interesse nel confronto tra l'andamento del valore del Bitcoin e l'andamento del volume dei tweet negativi.

Tramite la libreria "yfinance" abbiamo scaricato i dati di mercato del Bitcoin, per il periodo indicato in precedenza (01/03/2022 al 30/06/2022) in modo tale da poterli confrontare con il volume dei tweet negativi.

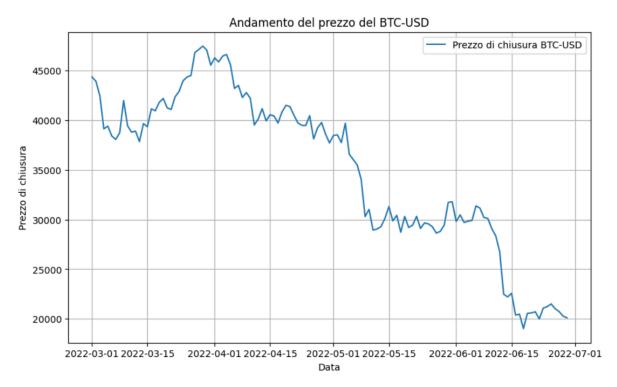


Fig.3 Grafico andamento prezzo di chiusura del Bitcoin

In seguito abbiamo costruito 3 differenti dataframe contenenti rispettivamente i tweet positivi, i tweet negativi e quelli neutrali.

Sono stati presi in considerazione solo i tweet negativi per verificare la corrispondenza tra la discesa del prezzo del Bitcoin e la crescita del volume di tweet negativi a riguardo.

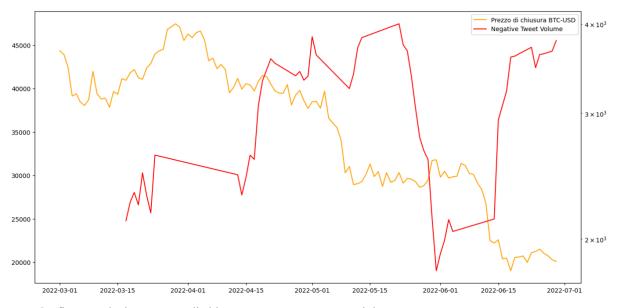


Fig. 4 Grafico correlazione prezzo di chiusura Btc con tweets negativi

Nel grafico viene mostrato l'andamento del prezzo del Bitcoin in arancio riferito al prezzo sull'asse verticale sinistro mentre, in rosso possiamo vedere l'andamento del volume dei tweet negativi riferiti alla quantità sull'asse verticale destro.

Possiamo identificare due periodi in cui esiste una forte correlazione inversa tra il prezzo del Bitcoin e il volume di tweet negativi; i periodi sono: dall'11-05 al 14-05 e dal 14-06 al 17-06.

3.2. Word Cloud

Una word cloud è una rappresentazione visuale di un insieme di parole, dove le parole sono disposte in modo casuale e la dimensione di ciascuna parola è proporzionale alla sua frequenza nel testo di origine. Le parole più frequenti appaiono più grandi e più evidenti nella nuvola, mentre le parole meno frequenti sono più piccole.

Nel nostro caso andiamo a creare due word cloud riferite ai periodi di maggiore interesse citati in precedenza (dall'11-05 al 14-05 e dal 14-06 al 17-06), in modo tale da analizzare quali sono le parole più influenti nei due periodi nel quale il valore del Bitcoin scende e il "malumore" degli utenti sale.

I dati utilizzati in questo caso sono riferiti al data frame risultante dalla sentiment analysis in quanto abbiamo bisogno dell'attributo sentiment per restringere il campo ai soli tweet negativi.

Inizialmente effettuiamo un preprocess del testo dei tweet in modo tale da lasciare all'analisi solo parole rilevanti. Per questo ci avvaliamo nuovamente della libreria "nltk" per rimuovere le stop word, manualmente creiamo delle espressioni regolari per rimuovere caratteri in eccesso link ecc e infine utilizziamo una lista di parole che sono già frequenti nel mondo crypto ma che nel nostro caso non è utile mostrare ('btc', 'bitcoin', 'eth', 'etherum', 'crypto').

Analizzando le parole risultanti dalla word cloud sono emersi degli account bot che pubblicavano un numero cospicuo di tweet identici. Questi account sono stati esclusi dall'elaborazione della word cloud in modo tale da non influenzare l'analisi.

Per creare le due word cloud facciamo uso della libreria "WordCloud" che mostra le seguenti immagini:

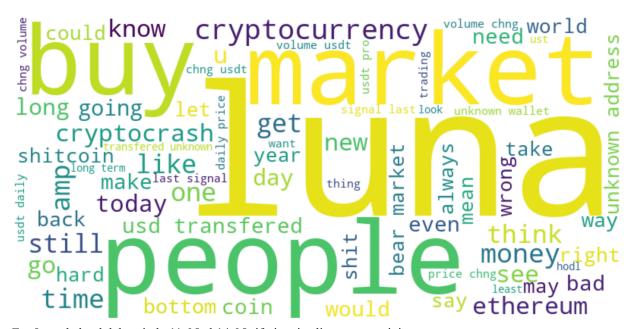


Fig.5 word cloud del periodo 11-05 al 14-05 riferito ai soli tweet negativi

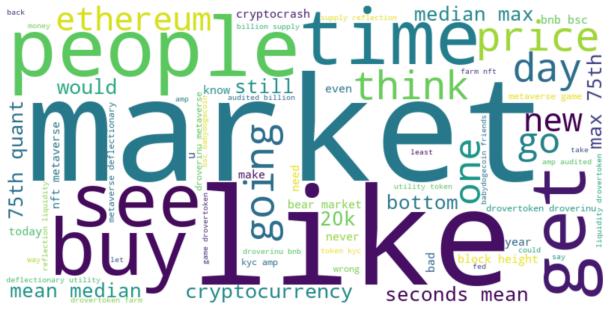


Fig. 6 word cloud del periodo 14-06 al 17-06 riferito ai soli tweet negativi

3.3. Hashtag Analysis

L'analisi degli hashtag è il processo di esaminare e valutare l'efficacia e l'impatto degli hashtag utilizzati sui social media. L'analisi degli hashtag coinvolge solitamente l'osservazione di diversi aspetti, come la popolarità degli hashtag, l'engagement generato da essi, la loro rilevanza per un determinato argomento o settore, e l'analisi delle tendenze per comprendere quali hashtag stanno guadagnando o perdendo popolarità nel tempo.

Nel nostro studio andiamo a visualizzare gli hashtag più frequenti nei due periodi di interessi citati prima (dall'11-05 al 14-05 e dal 14-06 al 17-06), in modo tale da analizzare quali sono gli hashtag più influenti nei due periodi nel quale il valore del Bitcoin scende e il "malumore" degli utenti sale.

I dati utilizzati in questo caso sono riferiti al data frame risultante dalla sentiment analysis in quanto abbiamo bisogno dell'attributo sentiment per restringere il campo ai soli tweet negativi.

Inizialmente andiamo ad estrarre gli hashtag più influenti in tutto il periodo che va da marzo a giugno 2022 in modo tale da avere un riferimento agli hashtag che vengono utilizzati solo per descrivere il campo di interesse del tweet e che non hanno rilevanza nell'analisi degli hashtag per scoprire quali sono quelli che descrivono la negatività dei tweet.

Qui un piccolo esempio di hashtag che non sono rilevanti per la nostra analisi ma che contestualizzano i tweet: 'BTC', 'Bitcoin', 'bitcoin', 'btc', 'ETH', 'cryptocurrency', 'crypto', 'Crypto', 'NFT', 'Ethereum', 'BNB', 'eth', 'Binance', 'blockchain', 'BSC', 'NFTs', 'DeFi', 'Metaverse' ecc.

Utilizziamo la frequenza come metrica per valutare gli hashtag, quindi restituiamo delle liste contenenti gli hashtags più frequenti.

Dopo la creazione delle liste per gli hashtags più frequenti per i due periodi, andiamo a rimuovere dalle liste i primi 50 hashtag più frequenti che contestualizzano i tweet.

Primi 150 hashtag più frequenti del periodo 11-05 al 14-05 riferito ai soli tweet negativi:

['Cryptocrash', 'LUNA', 'BitcoinCrash', 'terraluna', 'UST', 'luna', 'DCA', 'Luna', 'TradingSignals', 'Terra', 'Lunacrash', 'HODL', 'Blockchain', 'lunacoin', 'altcoins', 'doge', 'nfts', 'Coinbase', 'news', 'Tether', 'Altcoins', 'Cardano', 'cryptocrash', 'LUNAtics', 'NFA', 'Tesla', 'investing', 'buythedip', 'CryptocurrencyNews', 'bearmarket', 'TerraUSD', 'gold', 'ust', 'coinbase', 'ElonMusk', 'metaverse', 'RsiBitcoin', 'xrp', 'cryptocurrecy', 'LUNAUSDT', 'memecoin', 'SavageBeauty', 'INHLOSO', 'web3', 'elon', 'bitcoinnews', 'Cryptos', 'nftcollector', 'sanji', 'bscgem', 'sanjiinu', 'opensea', 'P2E', 'solana', 'stockmarketcrash', 'cryptogems', 'token', 'bscgemalert', 'stocks', 'next100xgem', 'Bscgems', 'nftcommunity', 'terra', 'shiba', 'art', 'defi', 'StockMarket', 'investment', 'markets', 'PancakeSwap', 'finance', 'inflation', 'Bitcoin2022', 'business', 'Gold', 'FGW', 'FunnyGameWorld', 'BTCUSD', 'Bollinger', 'RSİ', 'forex', 'Dogecoin', 'ElSalvador', 'shib', 'Russia', 'coinsbit', 'Twitter', 'fintech', 'Bullish', 'CRO', 'Ukraine', 'Stocks', 'SEC', 'bounty', 'Bsc', 'coin', 'CRYPTO', 'LTDWSOMIZI', 'GomoraMzansi', 'NFTdrop', 'Cryptocurrencies', 'LunarCrush', 'cryptoart', 'india', 'ada', 'APE']

In questo periodo gli hashtag più interessanti e significativi sono: bearmarket, stockmarketcrash, Bollinger

Primi 150 hashtag più frequenti del periodo 14-06 al 17-06 riferito ai soli tweet negativi:

['DroverInu', 'DroverToken', 'Cryptocrash', 'Forex', 'Trading', 'BabyDogeCoin', 'Game', 'METAVERSE', 'Money', 'Cryptos', 'BitcoinCrash', 'EURUSD', 'CryptoMarket', 'bearmarket', 'Luna', 'Btc', 'CryptocurrencyNews', 'TRX', 'metaverse', 'FOMC', 'altcoins', 'Etherum', 'GBPUSD', 'Coinbase', 'Celsius', 'coinbase', 'Frzss', 'investing', 'Blockchain', 'NFTGiveaway', 'HODL', 'inflation', 'nfts', 'xrp', 'memecoin', 'Fed', 'BTCUSD', 'stocks', 'RsiBitcoin', 'defi', 'doge', 'bitcoinnews', 'CRYPTO', 'Cardano', 'cripto', 'news', 'Gamefi', 'LUNA', 'pancakeswap', 'bscgems', 'bschunter', 'birdbrof, 'birdbrofamily', 'birdbrocn', 'birdbrobr', 'birdbroarmy', 'birdbrotoken', 'web3', 'birdbropt', 'P2E', 'Altcoins', 'NFTCommmunity', 'NASDAQ', 'zoomout', 'ada', 'BTCs', 'game', 'Gold', 'StockMarket', 'sol', 'cryptocrash', 'BTCUSDT', 'opensea', 'gold', 'stockmarketcrash', 'CelsiusNetwork', 'fintech', 'CyclicalInvesting', 'luna', 'cro', 'forex', 'crofam', 'art', 'meta', 'investment', 'artist', 'bitcoins', 'LUNC', 'SatoshiSwap', 'BTCsMining', 'RSi', 'cryptocomnft', 'Bollinger', 'AI', 'FederalReserve', 'shiba', 'cryptocom', 'CronosNFT', 'LoadedLions', 'crofamily', 'cronosgem', 'BinanceSmartChain', 'CRO', 'nftartist', 'HEX']

In questo periodo gli hashtag più interessanti e significativi sono: BitcoinCrash, bearmarket, inflation, cryptocrash, stockmarketcrash, Bollinger.

3.4. Geolocalizzazione

Tolte le operazioni iniziali di filtraggio e pulizia dei dati comuni per tutte le analisi condotte, il processo di geolocalizzazione avviene tramite l'ausilio dell'attributo "user_position" utilizzato per identificare da quale nazione provenisse il tweet. Lo studio di questo fattore è stato fatto per comprendere la provenienza a livello geografico dei tweet in analisi, stimando quali siano le nazioni più influenti nella creazione di tweet riguardo i BTC.

Nella fase iniziale sono stati segnati come "sconosciuti" tutti i tweet che avevano un valore di "user_position" non valido per poi essere rimossi dal dataset.

Una volta ridimensionato il dataset, il quale è stato ridotto da 1.479.443 righe a 709.584, è stata creata una nuova colonna all'interno di esso chiamata "is_Loc". La creazione è avvenuta tramite l'ausilio del modello di nlp "spacy" pre-addrestrato che ha permesso di associare un valore True o False per le "user position" che rappresentavano una posizione valida.

Da queste informazioni il dataset è stato ridimensionato rimuovendo tutti i tweet che avevano un valore di "is Loc" uguale a False.

Tramite l'ausilio della libreria "geonamescache" è stata definita la funzione "get_country_from_position" tramite il quale è stata associata per ogni "user position" una nazione di appartenenza.

N.B. La libreria di per sé non era completa al 100% quindi sono state effettuate delle analisi per riuscire ad identificare i dati mancanti e completare il processo con l'aggiunta a meno dei valori.

Dopo aver ottenuto le nazioni di appartenenza è stata fatta una rappresentazione grafica della provenienza dei tweet per capire le nazioni più influenti, ottenendo come risultato il seguente grafico.

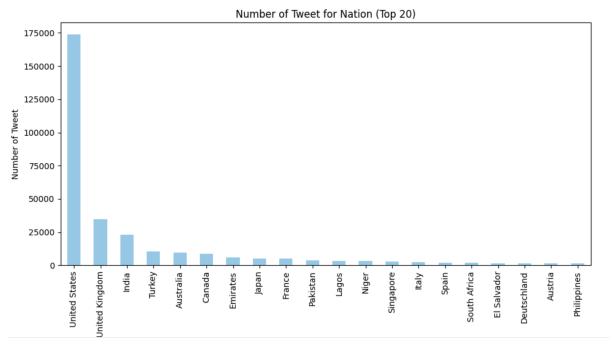


Fig. 7 Istogramma top 20 nazioni più attive nella creazione di tweet sul BTC

Dall'istogramma possiamo notare che su circa 370.000 tweet circa 175.000 sono stati prodotti dagli USA, rappresentando così la maggiore nazione creatrice di tweet in merito al Bitcoin.

È stata fatta in seguito una rappresentazione tramite un grafico a torta delle top 5 nazioni, per avere una visione generale più dettagliata e comprensiva di quelli che sono i maggiori produttori di tweet in merito alla criptovaluta del Bitcoin.

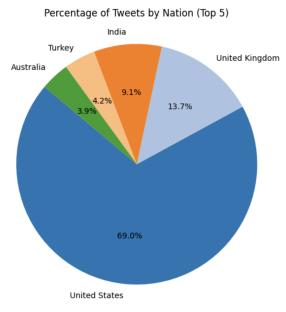


Fig.8 Grafico a torta top 5 nazioni

Possiamo osservare in questo modo come gli USA creino sul dataset in esame il 69% dei tweet seguiti da Inghilterra (13.7%), India (9.1%), Turchia (4.2%) e Australia (3.9%).

4. Conclusioni

4.1. Commento risultati

Dai risultati delle analisi effettuate suddividiamo il commento dei valori ottenuti in sezioni distinte a seconda dell'analisi effettuata.

• Sentiment Analysis

Per quanto riguarda l'analisi del sentimento abbiamo riscontrato delle percentuali così ripartite:

- 45.58% positive
- 42.31% neutrali
- 12.09% negativi

Per il periodo che va da Marzo a Giugno 2022.

I tweet negativi per tutto l'andamento dello studio sono sempre stati inferiori agli altri ma hanno avuto un incremento significativo durante due periodi: 11/05/2022 al 14/05/2022 e 14/06/2022 al 17/06/2022. Questo aumento di volume della negatività dei tweet è avvalorata dal fatto che il valore del Bitcoin è diminuito in maniera massiva. Il fenomeno sopra citato ci ha portato ad analizzare la correlazione tra l'andamento del valore del Bitcoin e il volume della negatività dei tweet. Come si evince dalla *Fig.4* c'è una correlazione negativa tra il valore del Bitcoin e il volume dei tweet negativi in risposta all'evento, concludendo quindi che esiste una correlazione tra i due indicatori che è alquanto fisiologica.

• Word Cloud

L'obiettivo della visualizzazione di una word cloud è quello di rappresentare i termini più influenti in un determinato contesto. Nel nostro caso quindi abbiamo creato due word cloud per i periodi d'interesse (11/05/2022 al 14/05/2022 e 14/06/2022 al 17/06/2022), con

l'intento di determinare quali sono stati i termini che hanno caratterizzato la risposta negativa degli utenti in merito alla discesa del valore del bitcoin.

Dalle due word cloud emergono delle parole significativi quali:

- Luna
- Bear market
- Cryptocrush

Per quanto riguarda il primo termine (**Luna**) possiamo giustificare in quanto all'interno del mondo delle criptovalute il mercato è fortemente interconnesso, dunque il crollo del prezzo di una criptovaluta come il Bitcoin ha influenzato anche l'andamento di altre criptovalute come Luna. Luna in quel periodo ha subito un crollo importante ed è stato oggetto di discussione nei tweet.

Per "Bear market" ci riferiamo al termine per descrivere un periodo di tempo in cui i prezzi di mercato stanno diminuendo o sono in declino costante. Durante questo periodo gli investitori tendono ad essere pessimisti sulle proposte future del mercato, in relazione al Bitcoin troviamo un associazione con il calo del prezzo di questa criptovaluta. Molti utenti infatti scrivono tweet incoraggiando altri utenti ad utilizzare un atteggiamento "bear", ma c'è anche chi come in questo caso ~ "Se pensate di essere entrati nel mercato bear sbagliate. Siamo ancora in fase di correzione del trend toro ... Non perdere la speranza la prossima settimana rialzista" tende ad essere ancora positivo. La gran parte degli utenti esprime il suo malumore come ad esempio ~ "4h chiusura \$ 29,500 # bitcoin ... Questo è in realtà male. A breve termine ho il sospetto di andare molto più in basso".

In generale la maggioranza dei tweet segue un andamento negativo nel quale si descrive la situazione di malumore da parte degli utenti con la speranza di una futura ripresa.

• Hashtag Analysis

L'analisi degli hashtag ha puntato alla scoperta degli hashtag più frequenti e significativi nei due periodi di tempo indicati (11/05/2022 al 14/05/2022 e 14/06/2022 al 17/06/2022). Dai risultati ottenuti si evince che gli hashtag più influenti e significativi in questa fase sono: "bearmarket, stockmarketcrash, bollinger, bitcoincrash, infation, cryptocrush", tutti con l'unico obiettivo di enfatizzare il malumore risultante dall'andamento del valore del Bitcoin.

Come per la word cloud abbiamo visualizzato il testo dei tweet associato agli hashtag d'interesse. Questi tweet vanno tutti a descrivere la delusione degli utenti ma a volte anche la speranza.

Tra gli hashtag più frequenti vendiamo l'utilizzo di "bollinger" che corrisponde a delle bande che si adattano dinamicamente alle fluttuazioni dei prezzi, espandendosi e contraendosi in risposta alla volatilità del mercato. L'obiettivo principale delle bande di Bollinger è quello di fornire una sorta di "recinto" entro il quale i prezzi hanno una tendenza a muoversi.

Nell'analisi delle criptovalute, le bande di Bollinger possono essere utilizzate per identificare i periodi di alta e bassa volatilità. Quando le bande si stringono, indicano un periodo di bassa volatilità, mentre quando si allargano, indicano un periodo di alta volatilità.

Nel nostro caso infatti gli utenti discutono di un'alta volatilità del prezzo e dunque di un allargamento delle bande.

In generale quest'analisi ci è servita ad enfatizzare maggiormente il sentimento negativo avvalorando ancora di più lo studio fatto in precedenza nella word cloud.

Geolocalizzazione

La geolocalizzazione è stata utile per comprendere quali sono le nazioni che hanno prodotto il maggior numero di tweet riguardanti i Bitcoin. Come emerso dai risultati ottenuti vediamo in prima posizione gli USA che producono più del 50% dei tweet a disposizione nel nostro dataset. Possiamo dunque considerare questa nazione come la più influente nella creazione dei tweet riferiti al Bitcoin. Non a caso gli Stati Uniti sono tra i principali paesi al mondo per l'adozione di Bitcoin e altre criptovalute e

sono un centro globale per l'innovazione tecnologica e finanziaria. Molte delle principali piattaforme di scambio di criptovalute e startup nel settore delle criptovalute sono nate negli Stati Uniti.

4.2. Limitazioni

La limitazione più grande di questo studio è, come si diceva nei capitoli precedenti riguardanti il dataset, l'impossibilità di utilizzare le API di Twitter (oggi X) perché sono diventate a pagamento. Tramite le API sarebbe stato possibile utilizzare un dataset filtrato in maniera più stringente e con più caratteristiche descrittive dei tweet. Non avendo la possibilità di scegliere le caratteristiche dei tweet non abbiamo potuto condurre un'analisi riguardante gli opinion leader come fatto nel lavoro correlato [2] o un'analisi della rete sociale dei tweet.

Un altra limitazione che abbiamo avuto durante lo studio è la precisione dei dati riguardanti la posizione degli utenti, in quanto molti utenti non hanno inserito una posizione valida è ciò ha comportato una perdita significativa delle informazioni durante lo studio della geolocalizzazione. I dati nonostante siano stati trattati con delle librerie NLP per il riconoscimento di una posizione hanno comunque riportato delle lacune che sono state colmate manualmente tramite un'analisi dei dati

4.3. Lavori futuri

Sarebbe interessante studiare la correlazione che c'è tra il sentiment dei tweet in previsione dell'andamento del valore della cryptovaluta.

Per fare ciò bisognerebbe studiare se il sentiment negativo dei tweet influenza in qualche modo il valore della criptovaluta.

Per quanto riguarda i tweet, se si riuscisse ad avere delle informazioni maggiori su di essi e sugli account correlati, sarebbe stimolante utilizzare la social network analysis per creare la rete sociale sottostante ai tweet in modo tale da riuscire ad individuare le correlazioni tra i vari tweet e le comunità che si vengono a creare.

5. Lavori correlati

Uno dei lavori correlati dal quale abbiamo preso ispirazione per condurre il nostro studio è il seguente:

On Using Twitter to Understand the Stablecoin Terra Collapse [2], studio condotto da Stefano Ferretti e Marco Furini i quali effettuano un'analisi della criptovaluta Terra, osservando il comportamento e i contenuti degli utenti di Twitter, possiamo identificare gli opinion leader e capire il loro impatto sul pubblico. In questo modo, vorremmo ottenere informazioni sulla risposta del pubblico al crollo e comprendere meglio il ruolo dei social media nel plasmare l'opinione pubblica.

6. Bibliografia

- [1] Dataset, *Bitcoin_tweets.csv*, <u>link</u>
- [2] On Using Twitter to Understand the Stablecoin Terra Collapse, link
- [3] Yahoo Finanza, <u>link</u>