

Fenomena “FoMO” Investasi Cryptocurrency: Analisis Sentimen

Daniel Estefan Aritonang¹, Ignatius Novianto Hariwibowo*²

^{1,2}Departemen Akuntansi, Universitas Atma Jaya Yogyakarta

E-mail: daniellestefan7@gmail.com¹, novianto.wibowo@uajy.ac.id*²

Abstrak. Peningkatan investasi *cryptocurrency* di Indonesia menunjukkan adanya FoMO" (Fear of Missing Out) yang sering kali mempengaruhi keputusan investor dalam dunia *crypto*. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi terjadinya fenomena FoMO dalam investasi *cryptocurrency*. Untuk mencapai tujuannya, penelitian ini menggunakan pendekatan analisis sentimen. Data penelitian ini menggunakan percakapan dari Twitter, yaitu sebanyak 2.285. Data yang diperoleh akan diproses melalui tahap preprosesing, pelabelan, dan uji akurasi. Pelabelan ternyata dilakukan dengan menggunakan algoritma Textblob dan Naïve Bayes, sedangkan uji akurasi dilakukan dengan algoritma Naïve Byes dan Support Vector Mechine (SVM). Hasil olah data dengan Textblob menunjukkan bahwa terdapat sentimen positif sebanyak 1.280, netral 675, dan negatif 330. Dari data yang sama jika diolah menggunakan naiv bayes, maka hasilnya adalah 1.286 positif, 860 netral, 139 negatif. Dalam hasil uji akurasi menunjukkan tingkat akurasi adalah 79,38% dengan algoritma naive bayes, 73,69%. Secara umum hasil akurasi dapat mencapai di atas 50%. Hasil Analisis sentimen ini menunjukkan bahwa investasi *cryptocurrency* diterima sebagai instrument investasi di Indonesia. Sentimen positif ini juga mengindikasikan fenomena FoMO terjadi dalam investasi *cryptocurrency*, karena adanya keinginan untuk mendapatkan keuntungan ditengah fluktuasi tinggi.

Kata kunci: Analisis sentimen; *Cryptocurrency*; FoMO; Investasi.

Abstract. The increase in cryptocurrency investors in Indonesia is an interesting phenomenon due to the high risk of cryptocurrencies. "FoMO" (Fear of Missing Out) phenomenon which often affects investors' decisions in the crypto world. Therefore, the purpose of this study is to identify the occurrence of the FoMO phenomenon in cryptocurrency investment. To achieve its goal, this study uses a sentiment analysis approach. The data for this study uses conversations from Twitter, which is 2,285. The data obtained will be processed through preprocessing, labelling, and accurate testing. Labelling was carried out using Textblob and Naïve Bayes algorithms, while accuracy tests were carried out using Naïve Byes algorithms, Support Vector Machine (SVM). The results of data processing with Textblob show that there is a positive sentiment of 1,280, neutral 675, and negative 330. From the same data if processed using Naïve Bayes, the results are 1,286 positive, 860 neutral, 139 negatives. The accuracy test results showed that the accuracy level was 79.38% with the naive bayes algorithm, 73.69%. The results of this sentiment analysis show that cryptocurrency investment is accepted as an investment instrument in Indonesia. This positive sentiment also indicates that the FoMO phenomenon occurs in cryptocurrency investments, due to the desire to make profits during high fluctuations.

Keywords: Sentiment Analysis; Cryptocurrency; FoMO; Investment.

1. Pendahuluan

Cryptocurrency telah menjadi salah satu inovasi teknologi yang paling signifikan dalam sistem keuangan global [1]. Sejak kemunculan Bitcoin pada tahun 2009, mata uang digital ini telah menarik perhatian investor, pengusaha, dan pemerintah di seluruh dunia. *Cryptocurrency* menawarkan berbagai keunggulan, seperti transaksi yang lebih cepat, biaya rendah, dan kebebasan dari kendali pemerintah dan lembaga keuangan tradisional. Hal ini telah memicu minat global terhadap *cryptocurrency*, yang didasari teknologi blockchain, dalam mendorong inovasi di berbagai sektor ekonomi. Tingginya minat yang signifikan terhadap mata uang *crypto*, ditunjukkan dengan 16% dari populasi di Amerika Serikat telah berinvestasi, berdagang, atau menggunakan mata uang *crypto* [2]. Di Indonesia sendiri, penggunaan *cryptocurrency* telah berkembang pesat sejak tahun 2023 sampai 2024 terakhir, dengan nilai transaksi mencapai Rp 211 triliun [3].

Di tengah peningkatan antusias investasi *crypto* tersebut, terdapat risiko volatilitas dan praktik penipuan yang tinggi pada pasar *cryptocurrency* [4][5]. Kondisi ini mengakibatkan banyak investor swasta kehilangan tabungan mereka, terutama berdampak negatif pada segmen populasi yang kurang memiliki literasi keuangan, termasuk kelompok minoritas dan segmen rentan [6]. Menariknya, meskipun terjadi penurunan volume perdagangan secara keseluruhan, jumlah individu yang memiliki mata uang *crypto* justru meningkat di tengah kondisi pasar yang tidak stabil saat ini. Berdasarkan data yang dirilis oleh BAPPEBTI [3] jumlah investor *cryptocurrency* di Indonesia mencapai lebih dari 19 juta orang pada tahun 2024, mengungguli jumlah investor saham konvensional. Fenomena ini menunjukkan bahwa *cryptocurrency* telah menjadi alternatif investasi yang semakin populer di kalangan masyarakat Indonesia. Peningkatan minat terhadap aset digital ini didorong oleh berbagai faktor, termasuk peningkatan literasi digital di kalangan masyarakat, akses yang lebih mudah ke platform perdagangan online, dan harapan akan keuntungan finansial yang tinggi. Prilaku investor yang tidak rasional ini sebut juga dengan istilah "FoMO" (*Fear of Missing Out*).

Fenomena terkait dengan *cryptocurrency* disebut juga dengan FoMO yang sering kali memengaruhi keputusan investor dalam dunia *crypto*. Penelitian Poshakwale dan Mandal [7] telah menjelaskan fenomena FoMO sebagai masalah psikologis investor. Selain itu, penelitian Balcilar dan Ozdemir [8] menjelaskan melalui konteks pasar. Dalam pasar bullish, FoMO biasanya dipicu oleh euforia yang terjadi selama masa hype. Sebaliknya, dalam pasar bearish, FoMO dapat mendorong individu untuk mengambil risiko, terutama ketika mereka melihat kemunculan mata uang *crypto* baru atau pergerakan pasar yang meningkat secara sporadis [7]. Akibatnya, FoMO dapat meningkatkan risiko bagi investor swasta untuk terjebak dalam penipuan atau proyek *crypto* yang meragukan, yang mencoba mengeksploitasi keinginan mereka untuk mendapatkan keuntungan cepat. Kecenderungan ini diperburuk oleh adanya skema "get rich quick" yang sering kali menjanjikan keuntungan instan melalui investasi dalam aset *crypto*. Skema semacam ini menarik banyak orang yang berharap dapat meraih kekayaan dalam waktu singkat tanpa mempertimbangkan risiko yang terlibat. Kombinasi antara FoMO dan daya tarik skema "get rich quick" menciptakan lingkungan investasi yang berisiko, di mana banyak investor terjebak dalam siklus kerugian yang sulit dihindari [5].

Kaitan antara sentimen publik, dalam berbagai platform, dengan harga saham atau *cryptocurrency* telah ditunjukkan oleh penelitian terdahulu. Penelitian Zhang et al. [9] menunjukkan bahwa sentimen positif dapat menimbulkan peningkatan pengembalian pasar *cryptocurrency* di China. Kaitan antara kondisi pasar *cryptocurrency* dalam komunitas *crypto* di Twitter juga dijelaskan oleh penelitian Cary [10]. Penelitian tersebut menunjukkan adanya fenomena pengaruh pergerakan harga *cryptocurrency* terhadap komunitas *crypto* yang berbeda dengan investor tradisional di Twitter. Jatuhnya harga *cryptocurrency* pada tahun 2022 ternyata tidak banyak menimbulkan sentimen negatif pada komunitas *crypto*, dibandingkan investor tradisional. Sebaliknya, upaya emosi positif tetap nampak pada komunitas

tersebut. Hal ini menunjukkan adanya fenomena perilaku yang berbeda antara investor *crypto* dengan investor tradisional, yang cenderung positif terhadap aset *crypto*.

Dengan adanya fenomena FoMO maka respon masyarakat dapat dikaji lebih dalam untuk menilai sejauh mana masyarakat merespon keberadaan instrumen investasi *crypto* ini. Oleh karena itu, analisis sentimen digunakan untuk mengekstrak pendapat dan perasaan seseorang dari data teks, menggunakan pendekatan pemrosesan bahasa alami. Penggunaan analisis sentimen untuk menilai respon *cryptocurrency* juga telah dilakukan oleh Rusydiana [11] Penelitian tersebut berfokus pada analisis sentimen terhadap *cryptocurrency* menggunakan algoritma Naïve Bayes berbasis Python TextBlob. Namun demikian, penelitian tersebut tidak secara spesifik menargetkan data pengguna Twitter. Penelitian dengan analisis teks juga telah banyak dilakukan untuk menilai sentiment terhadap *cryptocurrency* di Indonesia [12], namun demikian penelitian tersebut lebih berfokus untuk menguji algoritma Python dari pada menjelaskan fenomena FoMO. Dengan demikian penelitian lebih lanjut terhadap fenomena ini masih perlu dilakukan. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan dengan menjelaskan fenomena *cryptocurrency* dengan analisis sentiment, dari pengguna Twitter di Indonesia yang belum dilakukan pada penelitian terdahulu.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi terjadinya fenomena FoMO melalui pola emosi dan opini publik yang terdeteksi melalui analisis sentimen di media sosial, khususnya Twitter. Dengan demikian, bagaimana sentimen tersebut dapat digunakan dalam memprediksi perilaku pasar *cryptocurrency* dapat dipahami. Hasil penelitian ini akan memberikan kontribusi akademis terkait pemahaman tentang hubungan antara sentimen publik dan perilaku pasar, serta bagaimana analisis sentimen dapat digunakan sebagai alat prediktif dalam konteks keuangan.

2. Metode

2.1. Data penelitian dan pengumpulan data

Sampel penelitian ini adalah percakapan dalam media sosial X (Twitter) yang terkait dengan pembahasan tentang *cryptocurrency*. Pengumpulan data secara otomatis, yang dikenal sebagai data crawling, merupakan proses untuk mengakses dan mengindeks informasi dari berbagai sumber, seperti situs web, basis data, atau dokumen. Proses crawling dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan alat bantu tweet harvest, dan API akun yang penulis gunakan oleh platform X. Penggunaan API digunakan untuk mengakses data tweet secara langsung. Penulis menarik data berdasarkan kata kunci, hashtag, atau akun yang terkait dengan *cryptocurrency*, seperti “*crypto* dan investasi”.

2.2. Kriteria Pemilihan Data

Untuk memastikan data yang dikumpulkan relevan dan representatif, penelitian ini menerapkan kriteria pemilihan data sebagai berikut [11]:

1. Relevansi Konten.

Konten yang dipilih adalah topik terkait *cryptocurrency*. Data harus secara langsung berhubungan dengan *cryptocurrency*, yang mencakup aspek teknologi, regulasi, pasar, dan opini publik.

2. Periode Waktu.

Waktu pengumpulan data adalah dari periode waktu Juni hingga September 2024 dalam dunia *cryptocurrency*. Pengumpulan data dilakukan dengan memastikan data mencakup periode waktu yang konsisten untuk mendeteksi tren dan pola sentimen.

Setelah data berhasil dikumpulkan maka, data akan dibentuk dan diberi nama *full_text*, yang akan digunakan dalam proses selanjutnya.

2.3. Tahap analisis

2.3.1. Pembersihan data

Pembersihan data merupakan tahapan penting dalam proses analisis data, terutama dalam konteks analisis sentimen. Tahapan ini bertujuan untuk mempersiapkan data mentah agar dapat dianalisis dengan lebih akurat dan efisien. Dalam analisis sentimen berbasis teks, seperti yang diambil dari media sosial atau

sumber lainnya, data yang dikumpulkan sering kali mengandung banyak elemen yang tidak relevan atau dapat mengganggu hasil analisis. Tahap ini dilakukan dengan membuat fungsi untuk menentukan simbol yang akan dihapus, kemudian dijalankan dengan kode: `df['full_text'] = df['full_text'].apply(clean_twitter_text)`. Oleh karena itu, pembersihan data menjadi langkah krusial untuk memastikan bahwa analisis yang dilakukan memberikan hasil yang valid dan dapat diandalkan. Berikut adalah beberapa langkah yang biasanya dilakukan dalam pembersihan data [12], [13]:

1. Penghapusan Tanda Baca dan Simbol Khusus
Tanda baca, simbol khusus (seperti "@", "#", "&"), dan karakter non-alfabet sering kali tidak memberikan kontribusi yang signifikan terhadap analisis sentimen. Sebaliknya, elemen-elemen ini dapat mengganggu proses analisis dengan menciptakan kebisingan dalam data. Oleh karena itu, langkah pertama dalam pembersihan data adalah menghapus semua tanda baca dan simbol khusus yang tidak diperlukan.
2. Penghapusan Hashtag dan Mentions
Dalam data yang diambil dari media sosial seperti X, teks sering kali mengandung hashtag (#) dan mentions (@). Meskipun hashtag kadang-kadang dapat berguna untuk mengidentifikasi topik, dalam banyak kasus, mereka tidak berkontribusi langsung pada sentimen teks itu sendiri. Oleh karena itu, hashtag dan mentions biasanya dihapus, kecuali jika relevan dengan konteks analisis.
3. Penghapusan URL
Teks dari media sosial sering kali mengandung URL yang mengarahkan ke halaman web eksternal. URL ini tidak memberikan nilai bagi analisis sentimen dan dapat menyebabkan kebisingan dalam model analitik. Menghapus URL adalah langkah penting untuk memastikan bahwa hanya teks yang relevan yang dianalisis.
4. Penghapusan Angka
Angka sering kali tidak memberikan kontribusi berarti dalam analisis sentimen, kecuali dalam kasus tertentu (misalnya, analisis kuantitatif atau angka yang memiliki makna khusus dalam konteks). Oleh karena itu, angka biasanya dihapus untuk menjaga fokus pada teks.

2.3.2. Preprocessing Data

Tahap ini bertujuan untuk mempersiapkan data untuk dapat diolah lebih lanjut [11]. Tahap ini terdiri dari beberapa langkah, antara lain:

1. Normalisasi
Normalisasi teks adalah proses mengubah teks menjadi format yang konsisten dan standar. Tahap ini dilakukan dengan membuat fungsi: `df['full_text'] = df['full_text'].apply(lambda x: normalisasi(x))`. Fungsi tersebut bisa dijalankan setelah dilakukan identifikasi kata yang perlu dinormalkan telah dilakukan. Langkah ini mencakup beberapa sub-proses, seperti:
 - a. Mengubah semua teks menjadi huruf kecil: Untuk memastikan bahwa kata-kata yang sama tidak dianggap berbeda hanya karena perbedaan kapitalisasi (misalnya, "Bitcoin" dan "bitcoin").
 - b. Menghapus atau mengganti karakter khusus: Simbol-simbol yang tidak diperlukan atau tidak memiliki arti khusus dalam konteks analisis dihapus atau diganti.
 - c. Mengonversi bentuk singkat atau slang ke bentuk yang lengkap: Kata-kata yang sering disingkat (misalnya, "u" untuk "you") atau slang diubah ke bentuk standar agar lebih mudah dianalisis.
2. Stopword Removal
Stopwords merupakan kata-kata umum yang sering muncul dalam teks tetapi tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap makna atau analisis sentimen, seperti "dan", "di", "untuk", dan sebagainya. Menghapus stopwords membantu menyederhanakan data dan fokus pada kata-kata yang lebih penting bagi analisis. Hal ini juga mengurangi dimensi data, yang dapat meningkatkan efisiensi model analitik. Tahap ini dilakukan dengan menggunakan *library* Sastrawi, dengan kode untuk mengambilnya adalah:

```
import Sastrawi
```

from Sastrawi.StopWordRemover.StopWordRemoverFactory

import StopWordRemoverFactory, StopWordRemover, ArrayDictionary.

Sastrawi banyak digunakan dalam analisa teks yang berbahasa Indonesia. Sastrawi sendiri telah mengidentifikasi *stopword* dalam bahasa Indonesia yang digunakan pada umumnya, sehingga sangat sesuai digunakan untuk teks berbahasa Indonesia.

3. Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses memecah teks menjadi unit-unit yang lebih kecil, yang disebut token. Token biasanya berupa kata-kata individual, tetapi bisa juga berupa frasa atau bagian lain dari teks. Misalnya, kalimat "Analisis sentimen sangat penting" akan dipecah menjadi token "Analisis", "sentimen", "sangat", dan "penting". Tokenisasi memungkinkan algoritma untuk menganalisis teks berdasarkan kata-kata individu atau frasa, sehingga lebih mudah untuk mengidentifikasi pola atau tren dalam data. Tahapan ini dilakukan dengan kode: `tokenized = df['full_text'].apply(lambda x:x.split())`.

4. Stemming

Stemming merupakan proses mengurangi kata ke bentuk dasarnya atau akar katanya. Misalnya, kata "bermain", "bermainan", dan "pemain" akan dikurangi menjadi "main". Stemming bertujuan untuk menyatukan berbagai bentuk kata yang berasal dari akar yang sama sehingga model tidak menganggapnya sebagai kata yang berbeda. Proses ini dilakukan dengan menggunakan library Sastrawi yang telah diinstal sebelumnya, dengan kode: **from** Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory **import** StemmerFactory.

2.3.3. Translate

Dalam analisis yang melibatkan data dalam berbagai bahasa, seperti bahasa Indonesia dan Inggris, teks sering kali perlu diterjemahkan ke dalam satu bahasa standar untuk memudahkan analisis. Penerjemahan ini dilakukan menggunakan alat atau layanan penerjemahan otomatis. Hal ini penting dalam konteks global atau multilingual, di mana data dari berbagai sumber bahasa harus dianalisis secara konsisten.

2.3.4. Pelabelan Sentimen

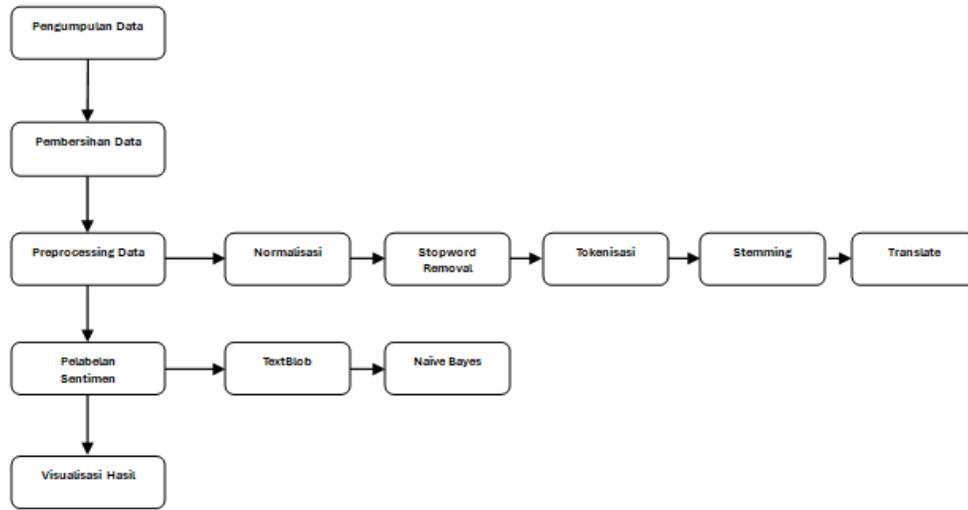
TextBlob menjadi salah satu pustaka Python yang populer dan mudah digunakan untuk analisis teks, termasuk pelabelan sentimen. TextBlob memanfaatkan teknik pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing* atau NLP) untuk menganalisis teks dan menentukan sentimen yang terkandung di dalamnya. TextBlob bekerja dengan cara memecah teks menjadi kata atau frasa, kemudian menilai setiap elemen berdasarkan suatu kamus sentimen yang telah ditentukan sebelumnya. Setiap kata atau frasa diberi nilai sentimen yang biasanya berada dalam rentang dari -1 hingga +1, di mana nilai negatif menunjukkan sentimen negatif, nilai positif menunjukkan sentimen positif, dan nilai netral menunjukkan ketidakberpihakan atau ketidakjelasan dalam sentimen. Setelah nilai sentimen individu ditentukan, TextBlob kemudian menghitung rata-rata dari semua nilai ini untuk memberikan skor sentimen keseluruhan dari teks tersebut. Skor ini digunakan untuk mengklasifikasikan teks sebagai positif, negatif, atau netral.

2.3.5. Uji akurasi

Pada tahap ini, hasil analisis sentiment akan diuji dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM). Pengujian ini dilakukan untuk menilai akurasi dari hasil analisis sentimen yang diperoleh.

2.4. Desain penelitian

Berikut ini adalah Gambaran keseluruhan desain penelitian.



Gambar 1. Desain tahapan penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan data

Data dalam penelitian ini adalah kata-kata dari suatu percakapan, komentar, atau tanggapan yang ada dalam sosial media X, dengan kata kunci *crypto* dan investasi. Data dikumpulkan dari bulan Juni sampai September 2024, dengan data yang berhasil dikumpulkan adalah sebanyak 2.285 data percakapan.

3.2. Preprocessing Data

Tujuan utama normalisasi adalah untuk meningkatkan kualitas data, memudahkan analisis dan pengolahan data, serta mengurangi kesalahan dalam pengambilan keputusan berdasarkan data. Pada tahap ini dilakukan serangkaian proses supaya data dapat siap untuk diproses lebih lanjut.

Tabel 1. Hasil preprocessing data

Preprocessing data	Data awal	Hasil
Pembersihan data,	Nih guys aku Ceritain mulai coba investasi <i>crypto</i> walau awalnya skeptis --> [salah satunya edukasi diri sendiri bisa nonton video2 di youtube]Â --> aku nonton video dari ajaib <i>crypto</i> ini	nih guys aku ceritain mulai coba investasi <i>crypto</i> awal skeptis gt salah satu edukasi diri sendiri nonton video2 youtubegt aku nonton video ajaib <i>crypto</i> .
normalisasi,	fomo bangett wkwk dari dulu iseng banget sama...	fomo sangat dari dulu iseng banget sama investa...
<i>stopword removal</i> ,	please awalnya saya iseng banget sih investasi...	please awalnya iseng banget sih investasi kan ...

Preprocessing data	Data awal	Hasil
tokenisasi,	Nih guys aku Ceritain mulai coba investasi...	[nih, guys, aku, ceritain, mulai, coba, investasi...]
stemming	subani menjelaskan produk derivatif instrumen...	suban jelas produk derivatif instrumen investasi...

3.3. Translate

Penerjemahan dalam analisis sentimen memiliki beberapa manfaat penting. Pertama, penerjemahan memungkinkan analisis dalam berbagai bahasa, sehingga tidak terbatas pada satu bahasa tertentu. Kedua penerjemahan dapat mengurangi kesalahan penerjemahan mesin, sehingga hasil analisis sentimen lebih akurat.

Tabel 2. Contoh hasil translate data

username	Data awal	Data akhir
hazzelnude	nih guys aku ceritain mulai coba investasi <i>crypto</i> awalnya skeptis gt salah satunya edukasi diri sendiri nonton video2 youtubegt aku nonton video ajaib <i>crypto</i>	<i>Here guys, I'll tell you about starting to try crypto investment. At first I was skeptical, one of them was educating yourself, watching YouTube videos, gt, I watched a magical crypto video.</i>
coindesk_id	subani menjelaskan produk derivatif instrumen investasi nilainya bergantung nilai aset dasar hal adalah aset <i>crypto</i> produk derivatif memungkinkan pelaku pasar melakukan transaksi leverage dapat meningkatkan	<i>Subani explained that derivative products are investment instruments whose value depends on the value of the underlying asset. This is a crypto asset. Derivative products allow market players to carry out leverage transactions which can increase</i>

3.4. Pelabelan Sentimen

3.4.1. Textblob

Pelabelan dengan TextBlob adalah proses mengklasifikasikan teks menjadi sentimen positif, negatif, atau netral menggunakan *library* Python TextBlob. Proses ini melibatkan pengolahan teks menjadi kata-kata individu dan menghitung skor sentimen untuk setiap kata. Berdasarkan skor sentimen, TextBlob mengklasifikasikan teks sebagai positif, negatif, atau netral dengan rentang polaritas dari -1 (negatif) hingga 1 (positif). TextBlob menggunakan kamus yang telah ditentukan sebelumnya untuk mengklasifikasikan kata-kata negatif dan positif. Hasil akhir dari pelabelan TextBlob adalah label sentimen yang menunjukkan apakah teks tersebut memiliki sentimen positif, negatif, atau netral. Dalam hal ini dapat dilihat ditabel hasil dari analisis data TextBlob.

Tabel 3. Hasil analisis sentimen dengan menggunakan Textblob

Sentimen	Jumlah
Positif	1.280
Netral	675
Negatif	330

Sentimen	Jumlah
Total	2.285

Sumber: Data diolah 2024

Dari hasil analisis sentimen dengan menggunakan Textblob diperoleh informasi bahwa mayoritas responden memiliki pandangan positif terhadap *cryptocurrency*, yaitu sebesar 1.280 tweet.

3.4.2. Naïve Bayes

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi yang digunakan dalam analisis sentimen untuk mengklasifikasikan teks menjadi sentimen positif, negatif, atau netral. Proses klasifikasi Naive Bayes melibatkan dua tahap utama: pelatihan dan pengujian. Selama pelatihan, data diolah untuk menghitung probabilitas atribut terhadap kelas, seperti probabilitas kata-kata tertentu muncul dalam sentimen positif atau negatif. Berikut ini table dari hasil analisis menggunakan naïve bayes.

Tabel 4. Hasil analisis sentimen dengan menggunakan Naïve bayes

Sentimen	Jumlah
Positif	1.286
Netral	860
Negatif	139
Total	2.285

Sumber: Data diolah 2024

Dari hasil analisis sentimen dengan menggunakan Naïve bayes diperoleh informasi bahwa mayoritas responden memiliki pandangan positif terhadap *cryptocurrency*, yaitu sebesar 1.286 tweet.

3.5. Analisis akurasi

Setelah dilakukan pelabelan sentimen, maka langkah selanjut adalah menguji akurasi dari hasil analisis sentimen tersebut. Uji akurasi yang digunakan adalah dengan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM).

Tabel 4. Hasil analisis akurasi

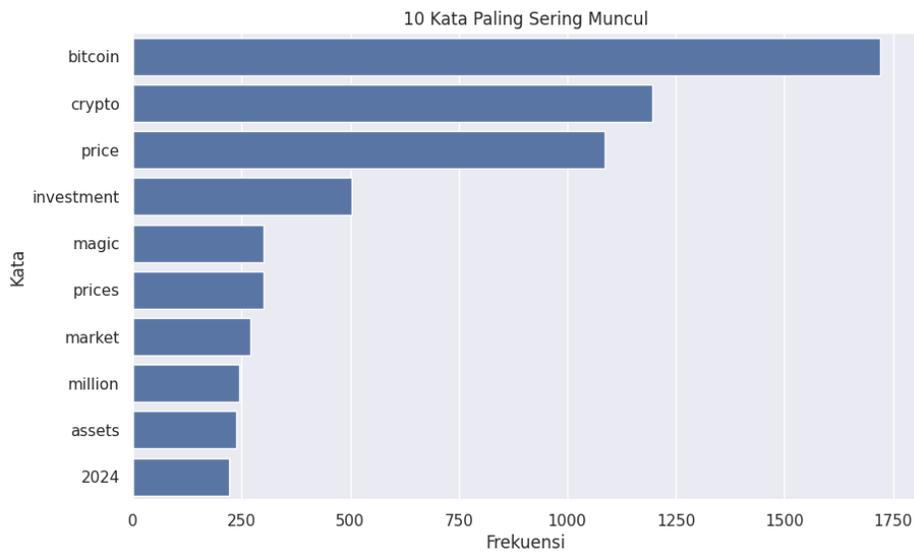
Naïve Bayes	79.38%
SVM	73,69%

Sumber: Data diolah 2024

Hasil dari analisis akurasi menunjukkan bahwa mayoritas akurasi sudah mencapai di atas 50%, namun belum mencapai 80%-85%, yang menjadi ukuran umum dalam penerimaan akurasi dalam *machine learning*. Hasil ini mengindikasikan bahwa hasil analisis sentimen dapat diterima.

3.6. Visualisasi

Untuk dapat melihat hasil percakapan dari semua responden, maka dilakukan visualisasi data yang menunjukkan gambaran umum kata yang sering diungkap atau muncul dari percakapan. Gambaran kata yang dominan muncul akan membarikan pemahaman ketertarikan pembicaraan atau topik pembicaraan.



Gambar 2. Visualisasi data kata paling banyak muncul dengan diagram batang (sumber: data diolah 2024)

Hasil visualisasi pada lima kata yang paling sering muncul adalah ada Bitcoin, *crypto*, *price*, *investment*, *magic*. Hasil visualisasi kata kunci ini menunjukkan ketertarikan responden pada nilai pasar *cryptocurrency*, khususnya adalah Bitcoin. Pembahasan tentang bitcoin mencapai lebih dari 1.500 tweet, yang menunjukkan bahwa bitcoin merupakan aset *crypto* yang mendominasi dalam pembicaraan *cryptocurrency* dalam forum X.



Gambar 3. Visualisasi data kata paling banyak muncul dengan *word cloud* (sumber: data diolah 2024)

Dari hasil gambar 2 dan 3 tampak bahwa kata Bitcoin merupakan kata yang paling banyak muncul. Di sisi lain, dominan 10 besar kata yang paling banyak disampaikan dalam adalah kata benda, yang menunjukkan ketertarikan responden yang besar terhadap investasi *cryptocurrency*. Hasil visualisasi *word cloud* pada gambar 3 dapat menunjukkan topik favorit pembicaraan tentang *cryptocurrency*. Dari gambar 3 tersebut tampak juga bahwa tidak ada kata negatif yang muncul dalam diskusi forum. Hal ini menunjukkan bahwa fokus pembicaraan dan ketertarikan topik pada forum lebih kepada diskusi aset *crypto* dan harga, khususnya Bitcoin.

3.7. Pembahasan

Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa secara mayoritas responden menilai positif terhadap *cryptocurrency*, yang berarti bahwa mayoritas responden dalam platform twitter memiliki antusias terhadap instrumen investasi tersebut, khususnya di Indonesia. Respon positif ini juga mendukung fenomena peningkatan investor *cryptocurrency* di Indonesia [14]. Secara khusus, gambar 2 dan 3 menunjukkan bahwa bitcoin merupakan instrumen yang paling menarik bagi banyak orang, selain itu, faktor harga dan investasi juga merupakan topik yang juga banyak dibicarakan. Informasi ini mengindikasikan adanya relevansi sentimen publik yang sering kali berkaitan pada pergerakan harga dan keputusan investasi [8].

Mayoritas sentimen positif dapat menjelaskan bahwa, meskipun *cryptocurrency* dikenal dengan volatilitasnya yang tinggi, terdapat orang yang tetap memiliki pandangan optimis terhadap masa depan aset digital ini [15]. Analisis sentimen ini dapat digunakan sebagai indikator tambahan dalam memprediksi tren pasar, di mana meningkatnya sentimen positif bisa menjadi pertanda pergerakan *bullish*, sedangkan peningkatan signifikan dalam sentimen negatif mungkin mengindikasikan potensi penurunan harga (*bearish*) [16]. Selain itu, karena data dikumpulkan dari media sosial X (Twitter), penelitian ini memberikan gambaran yang mendeskripsikan tentang bagaimana opini masyarakat berubah mengikuti perkembangan dalam dunia *cryptocurrency*. Sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Băroiu dan Băra [17] yang menunjukkan bahwa media sosial dapat mempengaruhi pengambilan keputusan investasi pada aset *crypto*. Dalam konteks penelitian ini, sentiment positif forum media sosial dapat mendorong persepsi positif yang pada akhirnya mendorong orang untuk tetap melakukan investasi aset *crypto*, walaupun dalam kondisi ketidakpastian yang tinggi.

Hasil penelitian ini mendukung hasil penelitian Cary [10] yang dilakukan terhadap komunitas *crypto* yang menjelaskan adanya perilaku penggemar *crypto* yang cenderung memiliki sentimen positif meskipun pasar *crypto* sedang jatuh. Penggemar *crypto* ini juga menunjukkan peningkatan tweet pada saat harga jatuh, namun dengan komentar yang masih cenderung netral. Kondisi sosial ini mengindikasikan adanya upaya untuk mempengaruhi persepsi publik melalui sentiment positif dalam forum media sosial. Hal ini juga salah satu yang menyebabkan peningkatan investasi *cryptocurrency*, walaupun juga disertai dengan risiko volatilitas dan penipuan juga meningkat. Dengan demikian analisis sentimen pada penelitian ini dapat menunjukkan respon masyarakat yang masih memiliki minat besar terhadap aset *crypto*.

Kondisi ini dapat menjadi indikasi adanya fenomena FoMO pada investasi *cryptocurrency*, karena risiko investasi *cryptocurrency* di Indonesia [8]. FoMO sering kali mendorong investor untuk mengambil keputusan berisiko dalam pasar *cryptocurrency* yang sangat *volatile* [4]. Dalam situasi ini, pemahaman yang lebih baik terhadap sentimen publik bisa menunjukkan tentang bagaimana perasaan atau opini orang-orang terhadap pasar pada saat tertentu [5]. Sebagai contoh, jika terdapat lonjakan dalam sentimen positif, informasi ini bisa menunjukkan adanya euforia pasar, yang mungkin memicu perilaku investasi yang lebih spekulatif. Sebaliknya, peningkatan sentimen negatif mungkin menandakan ketidakpastian atau penurunan minat terhadap investasi, yang bisa membantu memprediksi tren *bearish* di pasar [7].

Dengan memantau bagaimana sentimen publik terhadap perkembangan *cryptocurrency*, baik di media sosial maupun forum online, para investor dan pembuat kebijakan bisa lebih waspada terhadap risiko spekulatif dan fluktuasi harga yang tajam. Contohnya, sentimen negatif yang tiba-tiba melonjak bisa menjadi indikasi bahwa ada kekhawatiran terhadap penipuan atau masalah keamanan di pasar *cryptocurrency* [15] [18].

4. Kesimpulan

Tingginya sentimen positif terhadap investasi dalam *cryptocurrency* menunjukkan tingginya minat terhadap *cryptocurrency*, walaupun memiliki tingkat fluktuasi yang tinggi. Dengan demikian, analisis sentimen ini dapat mengindikasikan adanya fenomena FoMO dalam dunia investasi *cryptocurrency*. Dengan demikian hasil analisis sentimen dapat digunakan untuk memprediksi perilaku dalam suatu fenomena dalam suatu konteks masalah atau topik tertentu.

Sekalipun hasil analisis sentimen dapat menjelaskan fenomena FoMO, namun dominan kata yang muncul dalam pembicaraan adalah kata benda. Hal ini, menunjukkan arah pembicaraan lebih pada pembahasan instrument investasi *cryptocurrency*, dan bukan pada hasil investasi tersebut. Namun demikian, hasil analisis ini mencerminkan natural pembicaraan terkait dengan *cryptocurrency*. Selain itu, perlu dipahami juga bahwa hasil uji akurasi ini menunjukkan adanya tingkat akurasi sebesar 70%. Oleh karena itu, hasil analisis ini perlu dipahami sebagai suatu keterbatasan dalam penelitian ini karena tingkat kepercayaannya hanya sebesar 70%, sedangkan pada umumnya tingkat akurasi yang digunakan adalah 80%. Dengan demikian hasil ini masih memberikan bias sebesar 30%.

Referensi

- [1] D. Archer *et al.*, “Concurrently, many national authorities and international bodies have expressed concerns (eg G20 Finance Ministers and Central Bank Governors,” 2018.
- [2] A. Perrin, “16% of Americans say they have ever invested in, traded or used cryptocurrency,” <https://www.pewresearch.org/>.
- [3] Gagas Yoga Pratomo, “Transaksi Kripto Indonesia Sentuh Rp 211 Triliun hingga April 2024,” <https://www.liputan6.com/>.
- [4] J. Field and A. C. Inci, “Risk translation: how cryptocurrency impacts company risk, beta and returns,” *Journal of Capital Markets Studies*, vol. 7, no. 1, pp. 5–21, Jul. 2023, doi: 10.1108/JCMS-02-2023-0003.
- [5] B. C. Dulisse, N. Connealy, and M. W. Logan, “‘Get rich quick,’ scheme or script? The effect of cryptoculture on the susceptibility of fraud victimization among cryptocurrency purchasers,” *J Crim Justice*, vol. 94, p. 102273, Sep. 2024, doi: 10.1016/j.jcrimjus.2024.102273.
- [6] E. Irfan, Y. Ali, and M. Sabir, “Analysing role of businesses’ investment in digital literacy: A case of Pakistan,” *Technol Forecast Soc Change*, vol. 176, p. 121484, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.techfore.2022.121484.
- [7] S. Poshakwale and A. Mandal, “Investor Behaviour and Herding: Evidence from the National Stock Exchange in India,” *Journal of Emerging Market Finance*, vol. 13, no. 2, pp. 197–216, Aug. 2014, doi: 10.1177/0972652714541341.
- [8] M. Balcilar and H. Ozdemir, “On the Risk Spillover from Bitcoin to Altcoins: The Fear of Missing Out and Pump-and-Dump Scheme Effects,” *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 16, no. 1, p. 41, Jan. 2023, doi: 10.3390/jrfm16010041.
- [9] P. Zhang, K. Xu, J. Huang, and J. Qi, “Investor sentiment and the holiday effect in the cryptocurrency market: evidence from China,” *Financial Innovation*, vol. 10, no. 1, p. 113, Jun. 2024, doi: 10.1186/s40854-024-00639-x.
- [10] M. Cary, “Herding and investor sentiment after the cryptocurrency crash: evidence from Twitter and natural language processing,” *Financial Innovation*, vol. 10, no. 1, p. 142, Sep. 2024, doi: 10.1186/s40854-024-00663-x.
- [11] A. S. Rusydiana, “Cryptocurrency: A Sentiment Analysis from Twitter Data,” *Islamic Finance and Technology*, vol. 1, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.58968/ift.v1i1.359.
- [12] R. I. Gunawan, A. Wahana, D. S. Maylawati, C. Slamet, C. N. Alam, and N. D. Arianti, “Sentiment Analysis on the Pros and Cons of Cryptocurrencies using the Multinomial Naïve Bayes Algorithm,” in *2023 IEEE 9th International Conference on Computing, Engineering and Design (ICCED)*, IEEE, Nov. 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICCED60214.2023.10425409.
- [13] S. Tan, X. Cheng, Y. Wang, and H. Xu, “Adapting Naive Bayes to Domain Adaptation for Sentiment Analysis,” in *Advances in Information Retrieval*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2009, pp. 337–349. doi: 10.1007/978-3-642-00958-7_31.

- [14] D. M. Dewi, I. Faizal, and T. A. Sambe, “Cryptocurrency Investment in Indonesia,” *GATR Accounting and Finance Review*, vol. 9, no. 1, pp. 32–41, Jun. 2024, doi: 10.35609/afr.2024.9.1(1).
- [15] M. K. Hassan, F. A. Hudaefi, and R. E. Caraka, “Mining netizen’s opinion on cryptocurrency: sentiment analysis of Twitter data,” *Studies in Economics and Finance*, vol. 39, no. 3, pp. 365–385, Apr. 2022, doi: 10.1108/SEF-06-2021-0237.
- [16] M. Ullah *et al.*, “Impact of Oil Price Shocks on Crypto and Conventional Financial Assets during Financial Crises: Evidence from the Russian Financial Market,” *International Journal of Energy Economics and Policy*, vol. 14, no. 4, pp. 472–483, Jul. 2024, doi: 10.32479/ijeep.16374.
- [17] A.-C. Băroiu and A. Bâra, “A Descriptive-Predictive–Prescriptive Framework for the Social-Media–Cryptocurrencies Relationship,” *Electronics (Basel)*, vol. 13, no. 7, p. 1277, Mar. 2024, doi: 10.3390/electronics13071277.
- [18] D. S. Kerr, K. A. Loveland, K. T. Smith, and L. M. Smith, “Cryptocurrency Risks, Fraud Cases, and Financial Performance,” *Risks*, vol. 11, no. 3, p. 51, Feb. 2023, doi: 10.3390/risks11030051.