

ANALISIS SENTIMEN DI X MENGGUNAKAN BERT TERHADAP STABILITAS USDT DI TENGAH KOMPETISI MATA UANG DIGITAL BRICS

Alfin kamil¹, Moh. Aminullah Hamzah², Busro Akramul Umam³
^{1,2,3} Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Madura (UIM)
alfinkamil89@gmail.com1, hamzahmni@gmail.com2, busro.umam@gmail.com3

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap stabilitas USDT (Tether) dalam konteks persaingan dengan mata uang digital BRICS menggunakan pendekatan pemrosesan bahasa alami (NLP). Model yang digunakan adalah FinBERT, yakni varian BERT yang dilatih secara khusus pada korpus finansial berbahasa Inggris. Data dikumpulkan dari platform X menggunakan Tweet-Harvest, kemudian diproses melalui tahapan pembersihan, penerjemahan otomatis, pelabelan awal menggunakan TextBlob, dan klasifikasi akhir dengan FinBERT. Hasil klasifikasi menunjukkan distribusi sentimen yang relatif seimbang: 166 tweet netral, 157 tweet negatif, dan 156 tweet positif. Wordcloud memperlihatkan bahwa tweet netral bersifat informatif, tweet negatif menyoroti risiko atau ketidakstabilan, dan tweet positif menunjukkan optimisme terhadap USDT. Evaluasi model menunjukkan akurasi sebesar 82,88%, dengan precision dan recall rata-rata 83%, serta F1-score tertinggi pada sentimen positif sebesar 0,84. Validasi manual terhadap 20 tweet menunjukkan kesesuaian sebesar 90%. Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem pemantauan opini publik berbasis AI dalam konteks keuangan digital.

Kata kunci: sentimen publik, USDT, FinBERT, analisis tweet, BRICS.

ABSTRACT

This study aims to analyze public sentiment toward the stability of USDT (Tether) in the context of its competition with BRICS digital currencies using a natural language processing (NLP) approach. The model used is FinBERT, a specialized variant of BERT pretrained on financial English corpora. Data were collected from the X platform using Tweet-Harvest and then processed through several stages, including text cleaning, automatic translation, initial labeling with TextBlob, and final classification using FinBERT. The classification results show a relatively balanced sentiment distribution: 166 neutral tweets, 157 negative tweets, and 156 positive tweets. Wordcloud visualizations reveal that neutral tweets are mostly informative, negative tweets express concern or instability, while positive tweets reflect optimism toward USDT. The model evaluation achieved an accuracy of 82.88%, with average precision and recall scores of 83%, and the highest F1-score of 0.84 in the positive sentiment class. Manual validation on 20 randomly selected tweets showed a 90% agreement with the model's predictions. This study contributes to the development of AI-based public opinion monitoring systems in the digital financial domain.

Keywords: public sentiment, USDT, FinBERT, tweet analysis, BRICS.

1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi blockchain dan adopsi cryptocurrency telah mengubah lanskap sistem keuangan global secara signifikan. Aset digital seperti Bitcoin, Ethereum, dan stablecoin (mata

uang kripto yang nilainya dipatok pada aset stabil seperti dolar AS) seperti Tether (USDT), yang juga sering disebut dengan ticker (simbol perdagangan) USDT, semakin diterima sebagai alternatif investasi maupun alat tukar digital. Salah satu daya tarik utama dari USDT adalah

kemampuannya menjaga kestabilan nilai karena dipatok terhadap dolar Amerika Serikat dalam rasio 1:1 [1], menjadikannya pilihan populer bagi investor yang menginginkan stabilitas di tengah volatilitas pasar kripto [2]-[3]. Namun demikian, kestabilan USDT tidak hanya ditentukan oleh cadangan aset yang mendasarinya, melainkan juga oleh dinamika sentimen publik yang terbentuk secara real-time, terutama melalui media sosial [4].

Media sosial kini menjadi sarana utama bagi investor dan masyarakat umum dalam menyuarakan opini, persepsi, serta kekhawatiran terkait kondisi pasar keuangan digital. Platform X (sebelumnya Twitter) memiliki peran sentral dalam membentuk dan menyebarkan sentimen yang dapat memengaruhi keputusan investasi dalam skala besar [5]. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa perubahan sentimen yang drastis di media sosial, khususnya X, dapat berdampak langsung terhadap fluktuasi harga aset kripto. Misalnya, kemunculan opini negatif secara masif dapat memicu aksi jual yang signifikan dan menimbulkan tekanan harga, yang pada akhirnya mengganggu stabilitas nilai stablecoin seperti USDT [6]. Hal ini menunjukkan bahwa informasi yang tersebar melalui media sosial bukan sekadar ekspresi publik, melainkan faktor yang berpotensi strategis dalam menentukan arah pasar [7]-[8].

Di sisi lain, perkembangan geopolitik dan ekonomi global juga turut memengaruhi persepsi terhadap stabilitas stablecoin. Salah satu fenomena yang patut diperhatikan adalah inisiatif mata uang digital nasional oleh negara-negara BRICS (Brasil, Rusia, India, Tiongkok, dan Afrika Selatan). Melalui pengembangan Central Bank Digital Currency (CBDC) atau mata uang digital yang diterbitkan dan dikendalikan oleh bank sentral [9], negara-negara ini berupaya mengurangi dominasi dolar AS dan ketergantungan terhadap stablecoin seperti USDT dalam transaksi internasional [10]. Meskipun inisiatif BRICS bukan fokus utama dalam penelitian ini, kemunculannya memberikan konteks penting dalam memahami dinamika ekosistem keuangan digital global yang secara tidak langsung memengaruhi persepsi dan sentimen terhadap USDT.

Untuk menganalisis hubungan antara opini publik dan stabilitas USDT secara lebih

mendalam, diperlukan pendekatan yang mampu menangkap nuansa emosional serta terminologi spesifik dalam konteks keuangan. Analisis sentimen berbasis kecerdasan buatan menjadi solusi potensial dalam hal ini. Salah satu model yang relevan adalah FinBERT (Financial Bidirectional Encoder Representations from Transformers), yakni pengembangan dari model BERT yang dilatih secara khusus pada korpus teks finansial. FinBERT terbukti lebih unggul dibandingkan pendekatan leksikal (analisis berdasarkan kamus kata) dan machine learning konvensional [11], karena mampu memahami konteks linguistik yang kompleks serta istilah teknis dalam domain keuangan [12]. Dengan demikian penggunaan FinBERT diyakini dapat meningkatkan akurasi dalam klasifikasi sentimen terhadap teks media sosial yang berorientasi pada pasar keuangan.

Penelitian-penelitian sebelumnya telah mengindikasikan pentingnya peran sentimen publik dalam memengaruhi nilai aset digital, namun sebagian besar masih menggunakan pendekatan klasifikasi berbasis kamus atau algoritma pembelajaran mesin standar [13]. Selain itu, konteks multibahasa yang umum dijumpai pada tweet X global sering kali belum ditangani secara optimal [14]. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik di X terhadap stabilitas USDT sebagai stablecoin, serta mengkaji efektivitas model FinBERT dalam mengklasifikasikan sentimen publik ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Melalui pendekatan ini, diharapkan hasil penelitian dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem pemantauan sentimen publik berbasis kecerdasan buatan, sekaligus menjadi landasan ilmiah bagi pengambil kebijakan dan pelaku pasar dalam menilai persepsi masyarakat terhadap stabilitas aset digital di tengah dinamika ekonomi global [15].

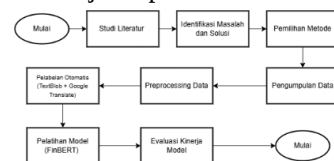
2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode BERT melalui implementasi model FinBERT (Financial Bidirectional Encoder Representations from Transformers) untuk menganalisis pengaruh sentimen publik terhadap stabilitas nilai stablecoin Tether

(USDT) di tengah kemunculan pesaing digital seperti mata uang digital BRICS. Analisis sentimen dilakukan secara langsung menggunakan FinBERT yang merupakan varian dari BERT yang telah dilatih secara khusus pada korpus finansial sehingga mampu memahami konteks ekonomi dan pasar dengan lebih baik [16]. Model ini diterapkan langsung pada dataset teks media sosial X untuk mengklasifikasikan sentimen publik ke dalam kategori positif, negatif, dan netral [17]. Mengingat banyaknya tweet yang ditulis dalam berbagai bahasa, pendekatan multibahasa diterapkan melalui penerjemahan otomatis ke dalam Bahasa Inggris sebelum proses klasifikasi dilakukan menggunakan FinBERT, memastikan konsistensi dan akurasi dalam analisis sentimen lintas bahasa [18].

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini terdiri atas tujuh tahapan utama, yaitu: (1) studi literatur, (2) identifikasi masalah dan solusi, (3) pengumpulan data, (4) pra-pemrosesan data, (5) pelabelan otomatis, (6) pelatihan dan penyetelan (fine-tuning) model FinBERT, serta (7) evaluasi performa model. Seluruh tahapan dilakukan secara sistematis untuk menjamin konsistensi metodologi dan validitas hasil penelitian. Diagram alir proses penelitian secara keseluruhan disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Diagram ini menggambarkan alur proses penelitian mulai dari studi literatur hingga tahap evaluasi model klasifikasi sentimen secara terstruktur.

2.1.1 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk memahami kerangka konseptual dan perkembangan terkini dalam bidang analisis sentimen berbasis kecerdasan buatan, teknologi stablecoin, serta pengaruh media sosial terhadap pergerakan nilai aset digital. Beberapa referensi utama dalam studi ini meliputi penelitian yang menjelaskan hubungan antara opini publik dan dinamika pasar aset kripto, serta efektivitas

penggunaan model FinBERT dalam analisis teks finansial [19].

2.1.2 Identifikasi Masalah dan Solusi

Permasalahan utama yang diidentifikasi dalam penelitian ini adalah perlunya analisis sentimen publik secara mendalam terhadap stabilitas USDT. Hal ini didorong oleh pengaruh signifikan media sosial pada fluktuasi harga aset kripto dan dinamika baru akibat inisiatif mata uang digital BRICS. Keterbatasan penelitian sebelumnya yang masih banyak menggunakan pendekatan klasifikasi berbasis kamus atau algoritma pembelajaran mesin standar [20], serta kurang optimal dalam menangani konteks multibahasa pada cuitan X global, semakin mempertegas kebutuhan ini [17].

Sebagai solusi, penelitian ini mengusulkan pendekatan analisis sentimen berbasis kecerdasan buatan, khususnya menggunakan model FinBERT [7]. FinBERT dipilih karena kemampuannya yang terbukti lebih unggul dalam memahami konteks linguistik kompleks dan istilah teknis dalam domain keuangan. Pendekatan multibahasa melalui penerjemahan otomatis juga diterapkan untuk mengatasi tantangan data tweet global yang bervariasi bahasanya, sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen terhadap teks media sosial yang berorientasi pada pasar keuangan.

2.1.3 Pemilihan Metode

Pemilihan metode dalam penelitian ini didasarkan pada tujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap stabilitas USDT dan mengkaji efektivitas model FinBERT dalam klasifikasi sentimen. Metode kuantitatif deskriptif dipilih karena memungkinkan analisis data sentimen secara terstruktur untuk mendapatkan gambaran umum opini publik. Model FinBERT, sebagai varian BERT yang dilatih khusus pada teks finansial, dipilih sebagai alat utama klasifikasi sentimen karena keunggulannya dalam menangkap nuansa emosional dan terminologi spesifik dalam konteks keuangan.

Arsitektur dasar model ini melibatkan Transformer Encoder dan proses Multi-task Self-Supervised Pre-training pada korpus data

The diagram illustrates the Multi-task Self-Supervised Pre-training framework. It is divided into three main stages: Pre-training, Multi-task Self-Supervised Pre-training, and Fine-tuning for Specific Tasks.

- Pre-training:** This stage involves feeding data into a **Transformer Encoder**. The data is categorized into:
 - General domain:** Includes audio, video, text, and other data.
 - Research domain:** Includes EUSpeech, EUSpeech2, and other data.
- Multi-task Self-Supervised Pre-training:** This stage involves training the model on multiple tasks simultaneously. The tasks listed are:
 - Temporal Gap Task
 - Token Prediction Task
 - Sentence Classification Task
 - Topic Classification Task
 - Speaker Identification Task
 - Word Classification Task
 - Word Prediction Task
- Fine-tuning for Specific Tasks:** This stage involves training the model on specific tasks. The tasks listed are:
 - EUSpeech
 - EUSpeech2
 - Word Classification Task
 - Word Prediction Task

2.1.4 Pengumpulan data

- Kata kunci: "USDT", "Tether", "crypto stablecoin", "stablecoin", dan "BRICS digital currency".
2. Rentang Waktu: Data dikumpulkan selama periode Desember 2024 hingga Maret 2025 untuk menangkap dinamika pasar terkini dan tren sentimen publik.
- Filter Bahasa: Tweet difilter berdasarkan bahasa (Bahasa Indonesia dan Bahasa Inggris).

Data yang dikumpulkan mencakup teks tweet dan metadata, seperti nama pengguna, waktu unggah, jumlah retweet, dan jumlah suka. Data yang diperoleh kemudian disimpan dalam format CSV untuk memudahkan pengolahan lebih lanjut.



2.1.5 Preprocessing Data

2.1.6 Pelabelan dan Pelatihan Model

- a) Sentimen Positif: Sebuah tweet dikategorikan positif jika nilai polaritas TextBlob-nya lebih besar dari 0.05 (> 0.05). Sentimen positif ini umumnya mencerminkan optimisme, antusiasme, atau pandangan menguntungkan terhadap USDT atau pasar kripto secara umum. Contoh kata-kata atau frasa yang mengindikasikan sentimen positif antara lain 'reward', 'share', 'innovation', 'win', 'bonus', atau 'profit'.
- b) Sentimen Negatif: Sebuah tweet dikategorikan negatif jika nilai polaritas TextBlob-nya kurang dari -0.05 (< -0.05). Sentimen negatif ini menandakan kekhawatiran, ketidakpuasan, atau risiko yang terkait dengan stabilitas USDT atau dinamika pasar. Kata-kata atau frasa seperti 'withdrawal', 'deposit', 'risk', 'issue', 'dump', atau 'bearish' sering muncul dalam tweet dengan sentimen negatif.
- c) Filter Sentimen Netral: Sebuah tweet dikategorikan netral jika nilai polaritas

TextBlob-nya berada dalam rentang -0.05 hingga 0.05 ([-0.05, 0.05]). Tweet netral cenderung bersifat informatif, faktual, atau deskriptif, tanpa muatan emosional yang kuat. Contoh istilah yang mendominasi sentimen netral meliputi 'usdt', 'price', 'comment', 'trading', atau 'bitcoin', yang lebih berfokus pada informasi teknis atau kondisi pasar tanpa evaluasi emosional.

Pelabelan awal ini menjadi referensi sebelum klasifikasi sentimen akhir oleh model FinBERT, yang memiliki pemahaman lebih mendalam terhadap konteks finansial dan nuansa bahasa media sosial X. Setelah pelabelan, data diseimbangkan melalui teknik undersampling untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah sampel antar kelas sentimen. Data berlabel kemudian dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji. Model FinBERT di-fine-tune dengan menambahkan lapisan klasifikasi dan fungsi aktivasi softmax [12]. Proses pelatihan dilakukan menggunakan TensorFlow dan pustaka Transformers dari HuggingFace [7], dengan konfigurasi hyperparameter yang dioptimalkan secara eksperimental.

2.1.7 Evaluasi Kinerja Model

Tweet Evaluasi dilakukan terhadap kinerja model klasifikasi menggunakan data uji. Metrik yang digunakan meliputi akurasi, precision, recall, dan F1-score (Genot, 2022), yang dihitung dengan rumus :

$$A. \text{ Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$B. \text{ Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$C. \text{ F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

Di mana:

TP = True Positive

TN = True Negative

FP = False Positive

FN = False Negative

Untuk mengatasi potensi ketidakseimbangan jumlah data pada setiap kelas, digunakan pendekatan macro average dan weighted average. Evaluasi kinerja juga dilengkapi

dengan confusion matrix dan visualisasi kurva loss serta accuracy selama proses pelatihan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

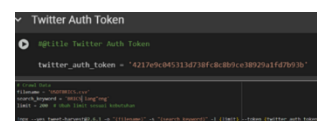
Bagian ini menyajikan temuan-temuan kunci dari penelitian analisis sentimen terhadap stabilitas USDT di media sosial X. Pembahasan dimulai dengan perincian proses pengumpulan data, diikuti oleh tahapan pra-pemrosesan data yang mencakup pembersihan dan penerjemahan otomatis. Selanjutnya, disajikan hasil pelatihan model FinBERT, klasifikasi sentimen, beserta analisis mendalam mengenai distribusi sentimen dan visualisasi wordcloud untuk setiap kategori (positif, negatif, dan netral). Bagian ini juga mencakup evaluasi komprehensif terhadap kinerja model FinBERT menggunakan berbagai metrik evaluasi.

3.1.1 Crawling Data dari Twitter

Pengumpulan data dilakukan menggunakan Tweet-Harvest, alat web scraping berbasis Node.js yang dapat dijalankan melalui command-line menggunakan npx. Alat ini memungkinkan pengambilan tweet secara fleksibel dengan autentikasi token resmi X agar hanya data publik yang sah dikumpulkan.

Gambar 4. Crawling Data dari Twiter

Sebelum crawling, dilakukan instalasi

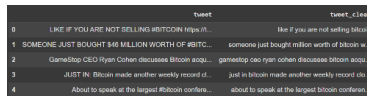


dependensi (Node.js) dalam lingkungan Google Colab. Kata kunci pencarian meliputi: "USDT", "Tether", "crypto stablecoin", "stablecoin", dan "BRICS digital currency". Filter bahasa ditetapkan pada Bahasa Inggris (lang:eng) dengan batas maksimal 200 tweet per kata kunci. Data terkumpul berjumlah 9.138 tweet selama periode Desember 2024 hingga Maret 2025, disimpan dalam format CSV.

3.1.2 Pre-Processing Data

Data tweet mentah diproses dengan menghapus elemen tidak relevan seperti URL, mention, hashtag, angka, simbol, emoji, dan mengubah huruf menjadi huruf kecil (lowercase). Hasil pembersihan ditampilkan dalam dua kolom

untuk memperlihatkan perbedaan sebelum dan sesudah proses.



Gambar 5. Hasil Processing Data

3.1.3 Terjemahan dan Pelabelan Awal Sentimen

Seluruh tweet diterjemahkan otomatis ke Bahasa Inggris menggunakan Google Translate, agar sesuai dengan model FinBERT yang dilatih pada teks keuangan berbahasa Inggris. Pelabelan awal dilakukan menggunakan TextBlob yang memberikan nilai polaritas antara -1 hingga +1. Nilai < -0.05 dikategorikan negatif, antara -0.05 hingga 0.05 netral, dan > 0.05 positif. Label ini digunakan sebagai acuan awal dan bukan label akhir



klasifikasi.

Gambar 6. Terjemahan dan Pelabelan Awal Sentimen

3.1.3 Pelatihan Model FinBERT

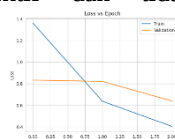
Dataset yang telah dilabeli kemudian dibagi menjadi tiga subset dengan rincian sebagai berikut: 1529 data (64%) digunakan untuk pelatihan, 383 data (16%) untuk validasi, dan 479 data (20%) untuk pengujian. Setiap subset memiliki 4 atribut utama, termasuk teks tweet dan label sentimen. Model FinBERT kemudian di-fine-tune menggunakan data pelatihan dengan hyperparameter sebagai berikut: 3 epoch, batch size 32, dan learning rate $3e-5$ menggunakan optimizer AdamW. Proses pelatihan menunjukkan konvergensi yang stabil dengan penurunan loss yang konsisten pada setiap epoch.

1) Grafik Loss vs Epoch

Grafik ini menunjukkan penurunan loss baik pada data latih maupun validasi secara stabil, menandakan proses pelatihan efektif dan tidak terjadi

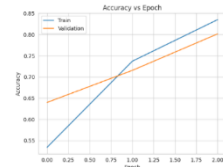
overfitting.

Gambar 7. Grafik Loss vs Epoch



2) Grafik Accuracy vs Epoch

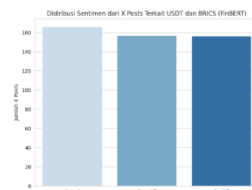
Tingkat akurasi meningkat stabil sepanjang epoch, dengan validasi konsisten di kisaran 91–92%.



Gambar 8. Grafik Accuracy vs Epoch

3.1.3 Distribusi Sentimen Menggunakan FinBERT

Model FinBERT digunakan untuk mengklasifikasikan tweet menjadi tiga kategori: positif, netral, dan negatif. Berdasarkan hasil klasifikasi terhadap 479 tweet, ditemukan 166 tweet netral, 157 tweet negatif, dan 156 tweet positif. Distribusi ini relatif seimbang karena telah dilakukan teknik undersampling selama pra-pemrosesan data



Gambar 9. Distribusi Sentimen

Temuan ini menunjukkan bahwa percakapan publik di X mengenai USDT dan BRICS cenderung informatif atau deskriptif, tanpa muatan emosi yang kuat. Namun demikian, jumlah tweet dengan sentimen negatif dan positif juga signifikan, menandakan adanya keberagaman opini di masyarakat. Perbedaan ini mencerminkan dinamika persepsi publik terhadap stabilitas aset digital di tengah isu geopolitik dan inovasi ekonomi.

3.1.3 Analisis Distribusi Sentimen dan Wordcloud

a) Wordcloud Sentimen Positif

Wordcloud untuk sentimen positif menunjukkan kata-kata seperti "win", "reward", "join", "trust", dan "tether". Kata-kata ini menunjukkan optimisme dan antusiasme pengguna terhadap

teknologi stablecoin. Contoh tweet seperti: "Gm to my beautiful Web3 people... claim your 30 USDT reward!..." menggambarkan semangat positif dan



penawaran menguntungkan.

Gambar 10. wordcloud sentimen positif

b) Wordcloud Sentimen Negatif

Wordcloud sentimen negatif memuat istilah seperti "withdrawal", "deposit", "risk", "issue", dan "dump". Ini mencerminkan kekhawatiran terhadap ketidakstabilan atau tantangan teknis terkait USDT. Contohnya: "\$USDT.D is forming a descending triangle pattern..." yang menunjukkan potensi penurunan.



Gambar 11. Wordcloud Sentimen Negatif

c) Wordcloud Sentimen Netral

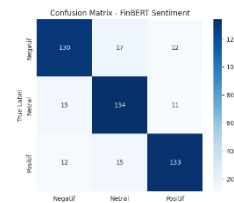
Sementara itu, wordcloud sentimen netral berisi kata-kata informatif seperti "usdt", "price", dan "comment", serta istilah teknis seperti "trading", "bitcoin", "utc", dan "btc". Ini menunjukkan bahwa tweet netral didominasi oleh deskripsi teknis dan informasi pasar. Hal ini memperkuat temuan bahwa tweet netral cenderung bersifat informatif, seperti contoh tweet "Giving away 5 \$USDT In 89 Mins..." yang fokus pada instruksi atau pengumuman tanpa muatan emosional kuat.



Gambar 12. Wordcloud Sentimen Netral

Model FinBERT menunjukkan performa klasifikasi yang kuat dengan mayoritas prediksi berada pada diagonal utama confusion matrix, menandakan prediksi yang benar. Untuk kelas negatif, 130 dari 159 tweet diklasifikasikan dengan benar. Sebanyak 17 tweet salah dikenali sebagai netral, dan 12 sebagai positif. Pada kelas netral, 134 dari 160 prediksi tepat, dengan kesalahan kecil ke kelas negatif (15) dan positif (11). Sedangkan kelas positif memiliki 133 prediksi yang tepat, dan sisanya salah ke netral (15) serta negatif (12).

Kesalahan klasifikasi terbanyak terjadi antara kelas netral dan negatif, menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan opini yang bersifat pasif atau implisit (netral) dengan komentar bernuansa sarkasme atau kritis (negatif). Sebaliknya, tweet dengan nada afirmatif dan lugas seperti "USDT is a reliable stablecoin" lebih mudah dikenali sebagai positif.



Gambar 13. Confusion Matrix

Berdasarkan hasil klasifikasi terhadap 479 tweet, nilai evaluasi model dirangkum pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Evaluasi Model FinBERT Berdasarkan Confusion Matrix

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.83	0.82	0.82	159
Netral	0.81	0.84	0.82	160
Positif	0.85	0.83	0.84	160
Akurasi	—	—	82.88%	479

Untuk beberapa kesalahan prediksi yang ditemukan pada validasi manual menunjukkan tantangan dalam menangkap makna implisit dan bahasa informal. Misalnya, tweet seperti "Jadi makin yakin USDT stabil" seharusnya tergolong positif, namun diklasifikasikan sebagai netral karena struktur kalimat yang datar. Sebaliknya, tweet seperti "BRICS sudah pasti bikin pasar gonjang-ganjing" justru diklasifikasikan positif, padahal bernada skeptis atau negatif. Hal ini menunjukkan

3.1.3 Evaluasi Performa Model

bahwa meskipun FinBERT unggul dalam memahami teks finansial, masih terdapat keterbatasan dalam menangkap konteks emosional atau ironi dalam bahasa sosial media.

Secara keseluruhan, performa model tergolong baik untuk analisis opini publik dengan akurasi sebesar 82,88%, precision 83%, recall 83%, dan F1-score 82%. Validasi manual terhadap 20 tweet acak menunjukkan kesesuaian 90% antara prediksi model dan interpretasi manusia, yang semakin menguatkan keandalan model dalam menangkap sentimen publik secara kontekstual. Keunggulan model ini juga terletak pada stabilitas pelatihan, seperti yang ditunjukkan oleh grafik loss dan akurasi yang konvergen.

3.1.3 Implementasi Web Interaktif

Sebagai tahap akhir, model FinBERT diintegrasikan ke dalam aplikasi web berbasis Streamlit yang dijalankan secara lokal. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk menginput teks atau mengunggah file CSV berisi tweet, lalu memperoleh hasil klasifikasi sentimen secara langsung. Visualisasi seperti wordcloud dan grafik distribusi sentimen juga ditampilkan untuk memudahkan interpretasi. Implementasi ini menunjukkan bahwa model FinBERT dapat diakses dan dimanfaatkan secara praktis oleh pengguna umum.



Gambar 14. Implementasi Website menggunakan Stremlite

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa model FinBERT mampu melakukan klasifikasi sentimen terhadap tweet mengenai stabilitas USDT dalam konteks mata uang digital BRICS dengan tingkat akurasi 82,88%. Dari 479 tweet yang dianalisis, distribusi sentimen menunjukkan proporsi relatif seimbang, yakni 166 netral, 157 negatif, dan 156 positif.

Temuan ini menegaskan relevansi penerapan pendekatan deep learning berbasis FinBERT dalam analisis sentimen media sosial, serta membuka peluang pengembangan sistem deteksi sentimen otomatis untuk mendukung riset akademik maupun pengambilan keputusan strategis berbasis data..

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Aminullah Hamzah, M.Kom. dan Busro Akramul Umam, M.T. selaku dosen pembimbing atas bimbingan dan arahan yang berharga. Apresiasi juga kepada komunitas akademik atas wawasan terkait analisis sentimen dan teknologi blockchain, serta kepada orang tua, Bapak Dawi dan Ibu Fitriyah, atas dukungan moral dan motivasi dalam penyelesaian penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- 1] Al, A., & Thesis, S. M. (2024). Machine Learning Models of Crypto Currency Trends Using Attention-based Sentiment Analysis.
- 2] Balsano, C., Alisi, A., Brunetto, M. R., Invernizzi, P., Burra, P., Piscaglia, F., Alvaro, D., Bonino, F., Carbone, M., Faita, F., Gerussi, A., Persico, M., Santini, S. J., & Zanetto, A. (2022). The application of artificial intelligence in hepatology: A systematic review. *Digestive and Liver Disease*, 54(3), 299–308. <https://doi.org/10.1016/j.dld.2021.06.011>
- 3] Briola, A., Vidal-Tomás, D., Wang, Y., & Aste, T. (2023). Anatomy of a Stablecoin's failure: The Terra-Luna case. *Finance Research Letters*, 51. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103358>
- 4] Duan, G., Yan, S., & Zhang, M. (2024). A Hybrid Neural Network Model for Sentiment Analysis of Financial Texts Using Topic Extraction, Pre-Trained Model, and Enhanced Attention Mechanism Methods. *IEEE Access*, 12(June), 98207–

98224.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.34219150>
- 5] Dzulfian Syafrian, D. (2025). No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析 Title. Sustainability (Switzerland), 11(1), 1–14.
http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484_SISTEM_PEMBETUNGAN_TERPUSAT_STRATEGI_MELESTARI
- 6] Eljil, K. S., Nait-Abdesselam, F., Hamouda, E., & Hamdi, M. (2023). Enhancing Sentiment Analysis on Social Media with Novel Preprocessing Techniques. Journal of Advances in Information Technology, 14(6), 1206–1213.
<https://doi.org/10.12720/jait.14.6.1206-1213>
- 7] Ferretti, S., & Furini, M. (2023). On Using Twitter to Understand the Stablecoin Terra Collapse. <https://doi.org/10.1145/3582515>
- 8] Gadi, M. F. A., & Sicilia, M. Á. (2022). Cryptocurrency Curated News Event Database From GDELT. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2145757/v1>
- 9] Genot, S. (2669). Predictive Modeling in Stock Market Price Forecasting: Challenging the Efficient Market Hypothesis.
- 10] Khan, A., & Ihsan, I. (n.d.). Crypto Currency Price Prediction through Tweets Using NLP. <https://doi.org/10.56979/701/2024>
- 11] Kim, G., Kim, M., Kim, B., & Lim, H. (2023). CBITS: Crypto BERT Incorporated Trading System. IEEE Access, 11, 6912–6921.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3236032>
- 12] Kong, Y., Nie, Y., Dong, X., Mulvey, J. M., Poor, H. V., Wen, Q., & Zohren, S. (2024). Large Language Models for Financial and Investment Management: Applications and Benchmarks. Journal of Portfolio Management, 51(2), 162–210.
<https://doi.org/10.3905/jpm.2024.1.645>
- 13] Kotei, E., & Thirunavukarasu, R. (2023). A Systematic Review of Transformer-Based Pre-Trained Language Models through Self-Supervised Learning. Information (Switzerland), 14(3).
<https://doi.org/10.3390/info14030187>
- 14] Kumar, M., Khan, L., & Chang, H. T. (2025). Evolving techniques in sentiment analysis: a comprehensive review. PeerJ Computer Science, 11, 1–61.
<https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.2592>
- 15] Kypybida, R. (2024). Sentiment analysis on financial data by Large Language Models.
- 16] Li, M., Li, W., Wang, F., Jia, X., & Rui, G. (2021). Applying BERT to analyze investor sentiment in stock market. Neural Computing and Applications, 33(10), 4663–4676. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05411-7>
- 17] Liu, C., Arulappan, A., Naha, R., Mahanti, A., Kamruzzaman, J., & Ra, I. H. (2024). Large Language Models and Sentiment Analysis in Financial Markets: A Review, Datasets, and Case Study. IEEE Access, 12(September), 134041–134061.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3445413>
- 18] Liu, C., Mahanti, A., & Naha, R. (n.d.). Multimodal Sentiment Analysis in Cryptocurrency: TikTok vs. Twitter’s Impact on Prices and Volumes.
- 19] Liu, J. J. (2025). Decentering the Dollar in Africa-China Trade: How Nigerian Entrepreneurs Navigate Currency Swaps and Digital Currencies in an Era of USD Hegemony and RMB Internationalization. African Studies Review, 7–30.
<https://doi.org/10.1017/asr.2025.20>
- 20] Liu, Z., Huang, D., Huang, K., Li, Z., & Zhao, J. (2020). FinBERT: A pre-trained financial language representation model for

