

Penerapan *Long Short-Term Memory* Untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi *Cryptocurrency Exchange* Indonesia

^{1*}Dwijananda Galih Prameswara, ²Ahmad Bagus Setiawan, ³Intan Nur Farida

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹[*¹dwigapra011@gmail.com](mailto:dwigapra011@gmail.com), ²ahmadbagus@unpkediri.ac.id, ³intannf@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Dwijananda Galih Prameswara

Abstrak— *Cryptocurrency exchange* merupakan platform digital yang banyak digunakan untuk melakukan transaksi aset kripto. Banyaknya ulasan pengguna pada Google Play Store dan Apple App Store menyulitkan proses analisis secara manual sehingga diperlukan metode analisis sentimen otomatis. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pengguna lima aplikasi *cryptocurrency exchange* di Indonesia, yaitu Pintu, Tokocrypto, Indodax, Ajaib, dan Reku. Metode yang digunakan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan *word embedding* FastText. Dataset penelitian terdiri dari 27.500 ulasan yang diperoleh melalui *web scraping* dan API. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data, pelatihan model, dan evaluasi menggunakan *confusion matrix* serta *classification report*. Hasil pengujian menunjukkan model memperoleh akurasi sebesar 86%. Analisis sentimen menunjukkan bahwa Indodax memperoleh sentimen positif tertinggi secara keseluruhan sebesar 89,58%, sedangkan Tokocrypto unggul pada kategori *Trading* dan Lainnya. Hasil penelitian dapat digunakan sebagai bahan evaluasi bagi pengembang aplikasi dan referensi bagi pengguna dalam memilih *cryptocurrency exchange*.

Kata Kunci— Analisis Sentimen, *Cryptocurrency Exchange*, FastText, LSTM, Ulasan Pengguna.

Abstract— *Cryptocurrency exchanges* are widely used digital platforms for crypto asset transactions. The large number of user reviews on Google Play Store and Apple App Store makes manual analysis difficult, creating the need for automated sentiment analysis. This study analyzes user sentiment toward five *cryptocurrency exchange* applications in Indonesia: Pintu, Tokocrypto, Indodax, Ajaib, and Reku. The proposed method employs *Long Short-Term Memory* (LSTM) with FastText word embedding. The dataset consists of 27,500 reviews collected through *web scraping* and API services. The research stages include data preprocessing, model training, and evaluation using a *confusion matrix* and *classification report*. The results show that the model achieved an accuracy of 86%. Indodax obtained the highest overall positive sentiment rate of 89.58%, while Tokocrypto ranked highest in the *Trading* and *Others* categories. These findings can support application evaluation and assist users in selecting a *cryptocurrency exchange* platform.

Keywords— Sentiment Analysis, *Cryptocurrency Exchange*, FastText, LSTM, User Reviews.

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Cryptocurrency exchange atau bursa aset kripto merupakan platform digital yang menyediakan layanan perdagangan aset kripto, sehingga pengguna dapat melakukan aktivitas jual beli melalui situs web maupun aplikasi seluler [1]. Beberapa aplikasi *cryptocurrency exchange*

yang banyak digunakan di Indonesia antara lain Pintu, Tokocrypto, Indodax, Ajaib, dan Reku. Aplikasi tersebut berperan penting dalam menyediakan layanan transaksi aset kripto, informasi harga, portofolio, serta fitur pendukung lainnya bagi pengguna.

Permasalahan pada aplikasi *cryptocurrency exchange* adalah banyaknya ulasan pengguna di Google Play Store dan Apple App Store, sehingga sulit dianalisis secara manual. Ulasan tersebut memuat berbagai isu seperti kendala deposit dan *withdraw*, keterlambatan transaksi, gangguan sistem, serta layanan pelanggan yang kurang responsif. Sentimen negatif dari ulasan dapat menjadi pertimbangan bagi calon pengguna sebelum memilih aplikasi.

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan, penelitian ini menerapkan metode analisis sentimen dengan pendekatan *Natural Language Processing*. Analisis sentimen digunakan untuk mengelompokkan ulasan pengguna secara otomatis ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Metode yang digunakan adalah *Long Short-Term Memory* yang dikombinasikan dengan *word embedding* FastText. LSTM dipilih karena memiliki kemampuan dalam mempelajari pola urutan kata pada data teks, sedangkan FastText berperan dalam mengubah kata menjadi representasi vektor sehingga model dapat lebih mudah memahami konteks pada ulasan pengguna [2].

Penelitian sebelumnya mengenai analisis sentimen telah banyak dilakukan pada berbagai objek aplikasi digital. Pada penelitian oleh Saputra, dkk. [1] menganalisis sentimen aplikasi Tokocrypto berdasarkan ulasan Google Play Store menggunakan metode Naive Bayes dan memperoleh akurasi sebesar 74,22%. Penelitian oleh Indarso, dkk. [3] membandingkan sentimen aplikasi Tokocrypto dan Indodax menggunakan metode Naive Bayes, dengan hasil Indodax memiliki sentimen positif lebih tinggi dibandingkan Tokocrypto. Penelitian oleh Haziq, dkk. [4] menerapkan LSTM dengan FastText pada ulasan aplikasi MyTelkomsel dan memperoleh akurasi sebesar 89,11%.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi *cryptocurrency exchange* di Indonesia. Penelitian ini membandingkan lima aplikasi, yaitu Pintu, Tokocrypto, Indodax, Ajaib, dan Reku berdasarkan ulasan Google Play Store dan Apple App Store. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi bagi pengembang aplikasi serta membantu pengguna dalam memilih aplikasi *cryptocurrency exchange* yang sesuai.

II. METODE

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa ulasan pengguna aplikasi *cryptocurrency exchange* di Indonesia, yaitu Pintu, Tokocrypto, Indodax, Ajaib, dan Reku. Data diperoleh dari dua platform, yaitu Google Play Store dan Apple App Store. Pengumpulan data dari Google Play Store dilakukan menggunakan teknik *web scraping* dengan bantuan pustaka *google-play-scraper*, sedangkan data dari Apple App Store diperoleh menggunakan *Application Programming Interface* melalui layanan SerpApi dengan *engine* *apple_reviews*. Atribut data yang digunakan meliputi *app_name*, *content*, *score*, *at*, *platform*

B. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* data dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan teks ulasan pengguna sebelum digunakan pada proses analisis sentimen [5]. Proses ini bertujuan untuk

mengurangi *noise* dan meningkatkan kualitas data agar hasil klasifikasi sentimen menggunakan model LSTM menjadi lebih optimal .

Preprocessing data dilakukan melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

1. *Case Folding*

Tahap awal *preprocessing* yang dilakukan dengan mengubah seluruh teks ulasan menjadi huruf kecil.

2. *Pembersihan Teks (Text Cleaning)*

Pembersihan teks dilakukan untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak diperlukan dalam ulasan, seperti URL, tag HTML, mention, hashtag, simbol, tanda baca, serta karakter khusus lainnya.

3. *Normalisasi*

Normalisasi merupakan proses mengubah kata tidak baku, singkatan, atau istilah informal menjadi bentuk kata baku. Contohnya, kata “gak” diubah menjadi “tidak”, “apk” menjadi “aplikasi”, dan “depo” menjadi “depositol”.

4. *Tokenization*

Tokenization dilakukan dengan memecah teks ulasan menjadi bagian-bagian kecil berupa kata atau token, sehingga teks dapat diproses lebih lanjut pada tahap berikutnya.

5. *Stopword Removal*

Stopword removal dilakukan dengan menghapus kata-kata umum dalam bahasa Indonesia yang tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap proses analisis sentimen, seperti “dan”, “yang”, “di”, dan “ke”.

6. *Stemming*

Stemming merupakan tahap mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk kata dasarnya.

C. *Word Embedding FastText*

Word embedding merupakan proses mengubah teks menjadi representasi vektor numerik agar dapat diproses oleh model [6]. Penelitian ini menggunakan FastText karena mampu merepresentasikan kata berdasarkan struktur *subword*, sehingga lebih baik dalam mengenali kata tidak baku, singkatan, dan kata yang jarang muncul [7]. Setelah tahap *preprocessing*, teks dikonversi menjadi vektor menggunakan FastText dan digunakan sebagai masukan bagi model *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk klasifikasi sentimen.

D. Model *Long Short-Term Memory* (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* dalam mempelajari ketergantungan jangka panjang pada data sekuensial [8]. LSTM memiliki arsitektur yang lebih kompleks dibandingkan RNN biasa karena mampu mempertahankan informasi penting dalam periode yang lebih lama. Dengan kemampuan tersebut, LSTM menjadi lebih stabil dan efektif dalam memproses data berbentuk urutan, seperti teks ulasan pengguna [9].

Struktur utama pada LSTM terdiri dari *cell state* serta tiga gerbang utama, yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*. Ketiga gerbang tersebut berperan dalam mengatur informasi yang akan disimpan, dihapus, maupun diteruskan pada setiap tahapan waktu [10].

1. *Forget Gate*: Menentukan informasi lama mana yang perlu dibuang atau dilupakan.

Perhitungan *Forget Gate* ditunjukkan pada Persamaan (1) sebagai berikut:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

2. *Input Gate*: Menentukan informasi baru mana yang perlu disimpan ke dalam memori. Perhitungan *Input Gate* ditunjukkan pada Persamaan (2) sebagai berikut:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

3. *Output Gate*: Menentukan informasi mana yang akan dikeluarkan sebagai hasil atau *output*. Perhitungan *Output Gate* ditunjukkan pada Persamaan (3) sebagai berikut:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3)$$

Keterangan:

- σ : Fungsi sigmoid
 W_f : Matriks bobot untuk *forget gate*
 h_{t-1} : *Output* pada langkah sebelumnya
 x_t : Input pada langkah ke- t
 b_f : bias untuk *forget gate*

E. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kinerja model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat perbandingan antara hasil prediksi model dengan label sebenarnya. *Confusion matrix* digunakan sebagai dasar perhitungan metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.

1. Akurasi

Akurasi digunakan untuk mengetahui persentase data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model dari keseluruhan data uji. Perhitungan akurasi ditunjukkan pada Persamaan (4).

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (4)$$

2. Presisi

Presisi digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas sentimen. Perhitungan Presisi ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

3. Recall

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang termasuk ke dalam suatu kelas sentimen. Perhitungan *recall* ditunjukkan pada Persamaan (6).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

4. *F1-Score*

F1-score digunakan untuk mengukur keseimbangan antara presisi dan *recall*. Perhitungan *F1-Score* ditunjukkan pada Persamaan (7).

$$F1 - Score = \frac{2 \cdot \text{Presisi} \cdot \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (7)$$

Keterangan:

TP (True Positive): Data positif yang diprediksi benar sebagai positif.

TN (True Negative): Data negatif yang diprediksi benar sebagai negatif.

FP (False Positive): Data negatif yang salah diprediksi sebagai positif.

FN (False Negative): Data positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengumpulan Data

Berdasarkan hasil pengumpulan data, jumlah keseluruhan dataset yang diperoleh adalah 27.500 data ulasan. Setiap aplikasi memiliki 5.000 ulasan dari Google Play Store dan 500 ulasan dari Apple App Store. Data ulasan Android memiliki rentang waktu dari 17 Agustus 2022 sampai 30 April 2026, sedangkan data ulasan iOS memiliki rentang waktu dari 19 November 2019 sampai 29 April 2026.

B. Hasil *Preprocessing* Data

Preprocessing data dilakukan untuk membersihkan teks ulasan sebelum digunakan pada proses klasifikasi sentimen. Tahapan yang dilakukan meliputi *case folding*, *text cleaning*, *normalization*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*. Hasil *preprocessing* ditunjukkan pada Tabel (1).

Tabel 1. Hasil *Preprocessing* Data

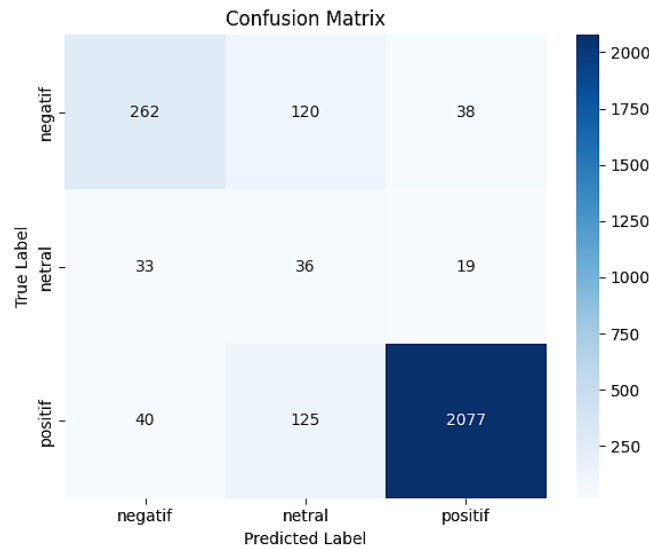
Tahapan sg	Hasil
Data Asli	Apk Tokocrypto ini membantu banget buat pemula pas , awalan download sih kayak ragu-ragu tapi pas akhir dapet lumayan juga ini apk rekomendasi buat para crypto pemula
<i>Case Folding</i>	apk tokocrypto ini membantu banget buat pemula pas , awalan download sih kayak ragu-ragu tapi pas akhir dapet lumayan juga ini apk rekomendasi buat para crypto pemula
<i>Text Cleaning</i>	apk tokocrypto ini membantu banget buat pemula pas awalan download sih kayak ragu ragu tapi pas akhir dapet lumayan juga ini apk rekomendasi buat para crypto pemula
Normalization	aplikasi tokocrypto ini membantu banget buat pemula pas awalan download sih kayak ragu ragu tapi pas akhir dapat lumayan juga ini aplikasi rekomendasi buat para crypto pemula
<i>Tokenization</i>	aplikasi, tokocrypto, ini, membantu, banget, buat, pemula, pas, awalan, download, sih, kayak, ragu, ragu, tapi, pas, akhir, dapat, lumayan, juga, ini, aplikasi, rekomendasi, buat, para, crypto, pemula
<i>Stopword Removal</i>	aplikasi tokocrypto membantu banget pemula awalan download kayak ragu ragu akhir dapat lumayan aplikasi rekomendasi crypto pemula
<i>Stemming</i>	aplikasi tokocrypto bantu banget mula awal download kayak ragu ragu akhir dapat lumayan aplikasi rekomendasi crypto mula

C. Hasil Implementasi Model LSTM

Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data latih, data validasi, dan data uji dengan perbandingan 80%, 10%, dan 10%. Data latih berjumlah 22.000 data, data validasi berjumlah 2.750 data, dan data uji berjumlah 2.750 data. Pembagian data dilakukan berdasarkan proporsi kelas sentimen agar distribusi kelas pada data latih, data validasi, dan data uji tetap seimbang.

D. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kinerja model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan *word embedding* FastText dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Pengujian dilakukan menggunakan data *testing* sebanyak 2.750 data. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* yang terdiri dari *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *accuracy*.



Gambar 1. *Confusion Matrix*

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Gambar 1, model berhasil mengklasifikasikan 262 data negatif dengan benar, 36 data netral dengan benar, dan 2.077 data positif dengan benar. Pada kelas negatif, terdapat 120 data yang salah diprediksi sebagai netral dan 38 data salah diprediksi sebagai positif. Pada kelas netral, terdapat 33 data yang diprediksi sebagai negatif dan 19 data diprediksi sebagai positif. Sementara itu, pada kelas positif, terdapat 40 data yang salah diprediksi sebagai negatif dan 125 data salah diprediksi sebagai netral.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.78	0.62	0.69	420
netral	0.13	0.41	0.20	88
positif	0.97	0.93	0.95	2242
accuracy			0.86	2750
macro avg	0.63	0.65	0.61	2750
weighted avg	0.92	0.86	0.89	2750

Gambar 2. *Classification Report*

Berdasarkan hasil *Classification Report* pada Gambar 2, model memperoleh nilai akurasi sebesar 0,86 atau sekitar 86%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model LSTM dengan FastText mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna dengan cukup baik secara keseluruhan. Kelas positif memiliki performa paling tinggi dengan *precision* sebesar 0,97, *recall* sebesar 0,93, dan *F1-score* sebesar 0,95 dari total 2.242 data. Hal ini menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mengenali ulasan dengan sentimen positif.

Pada kelas negatif, model memperoleh *precision* sebesar 0,78, *recall* sebesar 0,62, dan *F1-score* sebesar 0,69 dari total 420 data. Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup mampu mengenali ulasan negatif, meskipun masih terdapat beberapa data negatif yang belum berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Sementara itu, kelas netral memiliki performa paling rendah dengan *precision* sebesar 0,13, *recall* sebesar 0,41, dan *F1-score* sebesar 0,20 dari total 88 data.

Rendahnya performa pada kelas netral dapat disebabkan oleh jumlah data netral yang jauh lebih sedikit dibandingkan kelas positif dan negatif, sehingga model lebih sulit mengenali pola sentimen netral. Secara keseluruhan, nilai *weighted average F1-score* sebesar 0,89 menunjukkan bahwa performa model cukup baik, namun model masih cenderung lebih optimal dalam mengenali kelas positif dibandingkan kelas negatif dan netral.

E. Hasil Analisis Sentimen Antar Aplikasi

Hasil dari perbandingan pada masing-masing aplikasi, dilakukan pemeringkatan berdasarkan persentase positif dari total ulasan yang dianalisis. Hasil perbandingan tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Analisis Sentimen Antar Aplikasi

No	Aplikasi	Positif (%)	Positif (Jumlah)	Total
1	Indodax	89.58	4927	5500
2	Tokocrypto	84.20	4631	5500
3	Reku	77.80	4279	5500
4	Pintu	71.45	3930	5500
5	Ajaib	69.75	3836	5500

Data pada Tabel 2 memperlihatkan beragamnya tingkat kepuasan pengguna terhadap fitur masing-masing aplikasi kripto. Indodax memimpin dengan sentimen positif tertinggi mencapai 89,58% (4.927 dari 5.500 ulasan). Posisi selanjutnya secara berurutan ditempati oleh Tokocrypto (84,20%), Reku (77,80%), Pintu (71,45%), dan Ajaib yang mendapat persentase terendah (69,75%).

F. Hasil Analisis Sentimen Berdasarkan Kategori Fitur

1. Kategori *Customer Service*

Pada kategori *Customer Service*, Indodax memperoleh persentase sentimen positif tertinggi sebesar 67,65%, diikuti Tokocrypto sebesar 57,89% dan Reku sebesar 48,48%. Sementara itu, Pintu dan Ajaib memperoleh persentase sentimen positif masing-masing sebesar 27,10% dan 18,03%. Hasil ini menunjukkan bahwa Indodax memiliki tingkat kepuasan pengguna tertinggi terhadap layanan pelanggan, sedangkan Ajaib memperoleh tingkat kepuasan terendah pada kategori tersebut.

2. Kategori Deposit

Pada kategori Deposit, Indodax memperoleh persentase sentimen positif tertinggi sebesar 88,08%, diikuti oleh Reku sebesar 65,94% dan Tokocrypto sebesar 55,56%. Sementara itu, Pintu dan Ajaib memperoleh persentase sentimen positif masing-masing sebesar 43,77% dan 33,51%. Hasil ini menunjukkan bahwa pengguna Indodax cenderung memberikan penilaian yang sangat positif terhadap proses deposit yang disediakan, sedangkan Ajaib memperoleh tingkat kepuasan pengguna terendah pada kategori Deposit. Perbedaan persentase sentimen positif tersebut

mengindikasikan adanya variasi pengalaman pengguna dalam melakukan proses deposit pada masing-masing aplikasi.

3. Lainnya

Pada kategori Lainnya, Tokocrypto memperoleh persentase sentimen positif tertinggi sebesar 90,64%, diikuti oleh Indodax sebesar 90,32% dan Reku sebesar 85,12%. Sementara itu, Ajaib dan Pintu memperoleh persentase sentimen positif masing-masing sebesar 82,57% dan 80,42%. Hasil ini menunjukkan bahwa secara umum pengguna memberikan penilaian positif terhadap aspek-aspek di luar kategori utama pada seluruh aplikasi yang dianalisis, dengan Tokocrypto memperoleh tingkat sentimen positif tertinggi pada kategori tersebut.

4. Trading

Pada kategori *Trading*, Tokocrypto memperoleh persentase sentimen positif tertinggi sebesar 86,39%, diikuti oleh Indodax sebesar 86,38%. Selanjutnya, Pintu dan Ajaib memperoleh persentase sentimen positif masing-masing sebesar 74,94% dan 70,87%, sedangkan Reku memperoleh persentase sentimen positif terendah sebesar 60,29%. Hasil ini menunjukkan bahwa pengguna Tokocrypto dan Indodax cenderung memberikan penilaian yang lebih positif terhadap fitur perdagangan dibandingkan aplikasi lainnya.

5. UI/UX

Pada kategori UI/UX, Indodax memperoleh persentase sentimen positif tertinggi sebesar 95,93%, diikuti oleh Tokocrypto sebesar 89,31% dan Reku sebesar 86,56%. Sementara itu, Ajaib dan Pintu memperoleh persentase sentimen positif masing-masing sebesar 81,21% dan 75,76%. Hasil ini menunjukkan bahwa pengguna memberikan penilaian yang sangat positif terhadap tampilan antarmuka dan pengalaman pengguna pada Indodax dibandingkan aplikasi *cryptocurrency exchange* lainnya.

6. Withdraw

Pada kategori *Withdraw*, Indodax memperoleh persentase sentimen positif tertinggi sebesar 71,08%, diikuti oleh Tokocrypto sebesar 61,19% dan Reku sebesar 58,02%. Sementara itu, Pintu dan Ajaib memperoleh persentase sentimen positif yang lebih rendah, yaitu masing-masing sebesar 34,37% dan 20,33%. Hasil ini menunjukkan bahwa pengguna Indodax cenderung lebih puas terhadap proses penarikan dana dibandingkan aplikasi lainnya, sedangkan Ajaib memperoleh tingkat sentimen positif terendah pada kategori *Withdraw*.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan *word embedding* FastText untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *cryptocurrency exchange* di Indonesia berdasarkan data Google Play Store dan Apple App Store. Model yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan ke dalam kategori positif, negatif, dan netral dengan akurasi sebesar 86%, sehingga dapat digunakan untuk membantu analisis opini pengguna secara otomatis. Hasil analisis menunjukkan bahwa Indodax memperoleh tingkat sentimen positif tertinggi secara keseluruhan dibandingkan aplikasi lainnya, serta mendominasi sebagian besar kategori fitur, yaitu *Customer Service*, *Deposit*, *UI/UX*, dan *Withdraw*. Sementara itu, Tokocrypto memperoleh sentimen positif tertinggi pada kategori *Trading* dan Lainnya. Temuan ini menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis LSTM dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk mengevaluasi kualitas layanan aplikasi *cryptocurrency exchange* serta membantu pengguna dalam memilih aplikasi yang sesuai dengan kebutuhan mereka.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. A. Saputra, D. P. Ray, and F. Irwiensyah, "Analisis Sentimen Aplikasi Tokocrypto Berdasarkan Ulasan Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 4, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i4.1707.
- [2] H. F. B. Wewengkang, D. Wungguli, N. Imansyah Yahya, I. K. Hasan, and S. Nurmardia Abdussamad, "Implementasi Bidirectional LSTM Dengan *Word Embedding* FastText Dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Maxim," *Riset Mahasiswa Matematika*, vol. 4, no. 5, pp. 204–217, 2025, doi: 10.18860/jrmm/v4i5.33358.
- [3] A. O. Indarso, H. N. Irmada, and R. Astriratma, "Sentiment Analysis of *Cryptocurrency Exchange* Application on Twitter Using Naïve Bayes Classifier Method," *Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 20, no. 1, pp. 15–30, 2023, doi: 10.31515/telematika.v20i1.9044.
- [4] M. R. Haziq, Y. Sibaroni, and S. S. Prasetyowati, "*Word Embedding* Optimization In Sentiment Analysis Of Reviews On Mytelkomsel App Using *Long Short-Term Memory* And Synthetic Minority Over-Sampling Technique," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 5, no. 6, pp. 1581–1589, Dec. 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.6.2498.
- [5] U. Khairani, V. Mutiawani, and H. Ahmadian, "Pengaruh tahapan *preprocessing* terhadap model Indobert dan Indobertweet untuk mendeteksi emosi pada komentar akun berita Instagram," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 4, pp. 887–894, 2024, doi: 10.25126/jtiik.1148315.
- [6] Sutriawan, Siti Mutmainnah, Teguh Ansyor Lorosae, and Sahrul Ramadhan, "Model Text Embedding dan TF-IDF+Ngram untuk Meningkatkan Kinerja Algoritma Binary Classifier pada Klasifikasi SMS Palsu," *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 4, no. 1, pp. 55–64, Jan. 2025, doi: 10.53513/jursi.v4i1.10582.
- [7] M. Liebenlito, A. A. Yesinta, and M. I. S. Musti, "Deteksi Clickbait pada Judul Berita Online Berbahasa Indonesia Menggunakan FastText," *Journal of Applied Computer Science and Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 56–62, Mar. 2024, doi: 10.52158/jacost.v5i1.655.
- [8] Nailah Azzahra, Merry Dwi Handayani, and Awwaliyah Aliyah, "Evaluasi Kinerja AI berbasis Recurrent Neural Network (RNN) dalam Mengidentifikasi Ancaman Phising pada URL Website," *Bridge : Jurnal Publikasi Sistem Informasi dan Telekomunikasi*, vol. 3, no. 3, pp. 15–37, Jun. 2025, doi: 10.62951/bridge.v3i3.485.
- [9] M. Krichen and A. Mihoub, "*Long Short-Term Memory* Networks: A Comprehensive Survey," *AI*, vol. 6, no. 9, p. 215, Sep. 2025, doi: 10.3390/ai6090215.
- [10] G. Van Houdt, C. Mosquera, and G. Nápoles, "A review on the *long short-term memory* model," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 53, no. 8, pp. 5929–5955, Dec. 2020, doi: 10.1007/s10462-020-09838-1.