

## Implementasi Ensemble Learning Untuk Analisis Sentimen Pada Aplikasi Reku

Ratih Aisyah<sup>\*1</sup>, Reisa Permatasari<sup>2</sup>, Dhian Satria Yudha Kartika<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, UPN Veteran Jawa Timur, Indonesia

Email: <sup>1</sup>20082010190@student.upnjatim.ac.id, <sup>2</sup>reisa.permatasari.sifo@upnjatim.ac.id,

<sup>3</sup>dhian.satria@upnjatim.ac.id

### Abstrak

Analisis sentimen pada ulasan aplikasi keuangan menghadapi tantangan utama berupa kompleksitas bahasa pengguna, seperti penggunaan istilah teknis, gaya bahasa informal, serta keberagaman konteks yang sering kali sulit ditangkap oleh model klasifikasi konvensional. Untuk menjawab tantangan tersebut, penelitian ini bertujuan secara eksplisit untuk membandingkan performa model tunggal Convolutional Neural Network (CNN), Support Vector Machine (SVM) berbasis Word2Vec, dan model transformer IndoBERT dengan metode ensemble learning guna meningkatkan akurasi analisis sentimen pada aplikasi Reku. Popularitas cryptocurrency di Indonesia yang terus meningkat menjadikan analisis sentimen sebagai alat penting untuk memahami opini dan tingkat kepuasan pengguna terhadap platform seperti Reku. Dalam penelitian ini, pendekatan ensemble learning diterapkan dengan mengombinasikan ketiga model tersebut menggunakan metode soft voting dan weighted soft voting. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menilai efektivitas penggabungan model dibandingkan model tunggal. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode ensemble, khususnya weighted soft voting, menghasilkan performa terbaik dengan akurasi mencapai 90,2%, melampaui seluruh model tunggal. Sebagai bentuk implementasi, model terbaik dibangun ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit sebagai alat bantu untuk menganalisis opini pengguna terhadap aplikasi Reku secara praktis dan interaktif.

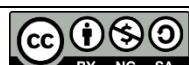
**Kata kunci:** Analisis Sentimen, Convolutional Neural Network, Ensemble Learning, IndoBERT, Reku, Support Vector Machine.

### Abstract

*Sentiment analysis of financial application reviews faces significant challenges arising from the complexity of user language, characterized by technical terminology, informal stylistic elements, and contextual diversity, which are frequently difficult for conventional classification models to capture effectively. To address these challenges, this study aims to explicitly compare the performance of single models specifically the Convolutional Neural Network (CNN), Word2Vec-based Support Vector Machine (SVM), and the IndoBERT transformer against ensemble learning methods to enhance the accuracy of sentiment analysis for the Reku application. The surging popularity of cryptocurrency in Indonesia renders sentiment analysis a critical tool for comprehending user opinions and satisfaction levels regarding platforms such as Reku. In this study, an ensemble learning approach is implemented by combining the three aforementioned models using soft voting and weighted soft voting mechanisms. Performance evaluation was conducted using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics to assess the effectiveness of the combined models relative to the single models. Experimental results indicate that the ensemble method, particularly weighted soft voting, achieved superior performance with an accuracy of 90.2%, surpassing all individual models. As a practical implementation, the optimal model was deployed into a web-based application using Streamlit to facilitate the practical and interactive analysis of user opinions regarding the Reku application.*

**Keywords:** Sentiment Analysis, Convolutional Neural Network, Ensemble Learning, IndoBERT, Reku, Support Vector Machine.

*This work is an open access article and licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)*



## 1. PENDAHULUAN

Penggunaan aplikasi berbasis internet meningkat pesat seiring dengan perkembangan teknologi digital. Dengan meningkatnya adopsi teknologi digital masyarakat kini memiliki akses yang lebih mudah dan cepat terhadap layanan keuangan melalui berbagai aplikasi dan platform daring [1]. Investasi menjadi salah satu bidang yang mendapatkan banyak perhatian dengan hadirnya teknologi digital yang

memungkinkan siapa pun untuk berinvestasi hanya melalui aplikasi di ponsel pintar. Hal ini memicu peningkatan partisipasi masyarakat dalam aktivitas investasi, khususnya di kalangan generasi muda yang lebih akrab dengan teknologi dan mencari cara-cara investasi yang lebih dinamis [2]. Di sisi lain, perkembangan pesat dunia digital juga memunculkan aset baru berupa *cryptocurrency* yang telah menjadi fenomena global dalam beberapa tahun terakhir. *Cryptocurrency* atau mata uang kripto adalah bentuk mata uang digital yang menggunakan teknologi blockchain untuk mengamankan transaksi [3]. Popularitas *cryptocurrency* di Indonesia semakin meningkat, terlihat dari data Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi (BAPPEBTI) yang mencatat jumlah investor aset kripto di Indonesia pada Februari 2022 mencapai 12,4 juta orang, dengan total nilai transaksi mencapai Rp83,8 triliun. Hal ini menunjukkan tingginya antusiasme masyarakat terhadap investasi kripto sebagai alternatif dengan prospek menarik [4].

Salah satu *platform* yang berperan penting dalam mendukung pertumbuhan transaksi *cryptocurrency* di Indonesia adalah Reku, sebelumnya dikenal sebagai Rekeningku.com, yang didirikan pada tahun 2018. Reku merupakan *platform* pertama yang mendapat izin resmi dari BAPPEBTI untuk layanan penyimpanan aset kripto (*staking*). Dengan jumlah pengunjung dan aktivitas pengguna yang tinggi, Reku menunjukkan posisi dominan dalam ekosistem aset digital Indonesia. Banyaknya ulasan dan opini pengguna menjadikannya relevan sebagai objek studi. Analisis sentimen terhadap ulasan ini penting untuk memahami kepuasan, kepercayaan, dan harapan pengguna, sehingga Reku dapat terus meningkatkan layanan dan mempertahankan loyalitas pasar [5].

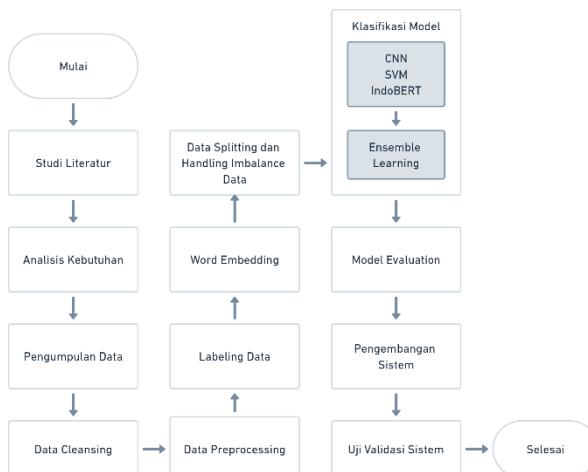
Analisis sentimen adalah metode untuk mengidentifikasi serta mengekstraksi informasi subjektif dari data teks yang bertujuan untuk menentukan opini atau perasaan yang terkandung di dalamnya. Tetapi analisis sentimen tidak lepas dari tantangan, terutama karena sifat ambigu dari bahasa alami yang digunakan oleh pengguna yang terkadang mengandung konteks tertentu yang sulit diinterpretasikan secara akurat [6]. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan yang lebih canggih untuk meningkatkan akurasi hasil analisis sentimen. Salah satu pendekatan yang dianggap efektif adalah ensemble learning, yang mampu mengatasi kelemahan metode konvensional dan meningkatkan akurasi analisis sentimen [7]. Ensemble learning adalah pendekatan dalam machine learning yang menggabungkan beberapa model prediktif untuk menghasilkan keputusan yang lebih akurat dan stabil dibandingkan dengan model tunggal [8].

Penelitian yang dilakukan oleh Agustina dan Ihsan menganalisis sentimen masyarakat terkait Covid-19 di media sosial Twitter dengan membandingkan beberapa algoritma klasifikasi, salah satunya *Support Vector Machine* (SVM). Hasil analisis menunjukkan bahwa SVM mampu menghasilkan akurasi sebesar 89%, sementara penggunaan metode ensemble Soft Voting berhasil meningkatkan akurasi menjadi 91% [9]. Penelitian lain oleh Irfani dan Khomsah mengaplikasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikombinasikan dengan Word2Vec untuk mengekstraksi fitur teks. Penelitian ini juga menerapkan teknik oversampling, khususnya SMOTE, guna menangani ketidakseimbangan jumlah data pada kelas sentimen. Dengan pendekatan tersebut, model mampu mencapai akurasi hingga 88% [10]. Dini Sumartini dalam penelitiannya menggunakan pendekatan *Lexicon Based* dan SVM untuk mengklasifikasikan sentimen pada dataset Tokocrypto. Evaluasi terhadap model menunjukkan nilai AUC sebesar 90,50% dan akurasi 85,80% [11]. Sementara itu, Cahyadi dan Rochadiani menerapkan beberapa model deep learning, yaitu CNN-LSTM, CNN-GRU, dan BERT. Ketiga model tersebut kemudian digabungkan menggunakan metode ensemble Soft Voting. Melalui pendekatan ensemble learning, akurasi gabungan meningkat menjadi 90% [12].

Mengacu pada hasil dari berbagai penelitian sebelumnya, penelitian ini bermaksud menggabungkan tiga model berbeda yaitu IndoBERT, SVM, dan CNN dengan pendekatan *Soft Voting* dan *Weighted Soft Voting* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen dan menggali pola opini yang lebih kompleks dari pengguna. Ketiga model tersebut dipilih karena memiliki karakteristik yang saling melengkapi, dengan IndoBERT unggul dalam pemahaman konteks bahasa Indonesia, CNN dalam ekstraksi fitur spasial teks, dan SVM dalam efisiensi klasifikasi pada data berdimensi tinggi [13,14,15]. Belum ada penelitian sebelumnya yang secara spesifik meneliti aplikasi investasi dan *cryptocurrency* Reku sebagai objek analisis sentimen. Dengan pendekatan ensemble learning, penelitian ini diharapkan dapat memberikan hasil klasifikasi sentimen yang lebih akurat dan dapat diandalkan dalam memahami opini pengguna terhadap platform Reku.

## 2. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian disusun secara sistematis pada Gambar 1, mencakup pengumpulan data, pengolahan data, implementasi model, hingga evaluasi performa. Dalam penelitian ini, metode *ensemble learning* diterapkan untuk analisis sentimen pada ulasan aplikasi Reku yang diambil dari *Google Play Store*. Penelitian menggunakan beberapa skenario untuk menganalisis dan mengoptimalkan model, serta menggali wawasan dari hasil analisis sentimen.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

## 2.1. Studi Literatur

Metode studi literatur merupakan rangkaian aktivitas yang melibatkan pengumpulan data melalui kajian pustaka, membaca, menganalisis, mencatat, dan mengelola bahan yang relevan untuk penelitian. Sumber studi literatur dapat berasal dari jurnal, buku, atau dokumen lain yang berkaitan dengan topik penelitian. Dalam penelitian ini, digunakan referensi dari buku, jurnal, artikel ilmiah, serta hasil penelitian terdahulu.

## 2.2. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dari *Google Play Store* menggunakan *web scraping*. Total 9.750 data dikumpulkan dan disimpan dalam format CSV. Potongan data ulasan yang telah didapatkan dapat dilihat pada Gambar 2. di bawah ini.

userName	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at
Umar Irawan	Apk yg bagus dan mudah dipahami.. Rekomend banget buat pemula. Jd tidak ragu buat inves kl penggunaanya mengerti dan gk ribet. Moga reku makin berkembang dan maju. Masuknya.. Setelah apk di up kok kadang sering lemot pdhal dah paket wifi jd paket data. Moga bs diperbaiki. Untuk yang lain dah oke...	5	4	4.1.08	2024-11-17 00:46:09
Rika Ariani	Saya menggunakan aplikasi ini isilah 🌟🌟 b a r o k a h 🌟🌟 ketika daftar biar akunmu aktif, atas rekomendasi seorang teman, seluruh antarmukanya sangat jelas dan lancar, dan fungsi perdagangannya juga sangat lengkap, memiliki variasi perdagangan yang kaya, analisis perubahan harga perdagangan internasional, dan akun demo gratis semuanya Saya sangat menyukainya, tetapi fitur favorit saya adalah kelancaran seluruh transaksi, sehingga saya tidak perlu khawatir akan kelambatan selama transaksi 🌟.	4	2	4.1.07	2024-10-03 02:02:21
Jasper Owen	Overall appnya bagus ya Smua lancar Cs jd cpt responsnya feenanya standart sesuai dgn app yg mudah dimengerti pemula. Sayangnya tampilan setelah update jadi kurang bagus sebelum ad update Saham As tampilan wallet kita keren bgd dan setelah update jadi kaku bgd tampilannya ga smooth spd dulu. Tapi tampilannya msh lebih baik dibanding apk lain. Saran saya kembalikan sj model ke tampilan lama lebih unik utk reku.	5	24	4.1.06	2024-09-15 16:39:52
Kusmin Yang	Saya cukup lama menggunakan Reku ini dimana kita bisa buat profit atau tidak,tapi semakin versi terbaru ini yg sudah memfasilitasi saham disimpen crypto,menu favorit crypto tidak bisa disimpan. Hal ini terjadi sekali matikan hp atau logout dimenu favorit tetapi hanya 3 crypto padahal kita sdh tambah jadi 10 crypto dengan cara gosser kekanan.	5	9	4.1.07	2024-10-04 10:21:59
Mutlara Islam	Reku memiliki jaringan yang tidak benar! Saya menarik LTC dari bybit ke reku. Di bybit sudah dikonfirmasi sukses, tapi saat saya cek di Reku LTC tidak masuk sama sekali, padahal alamat wallet dan jaringan yang saya salin 100% benar! 🌟	2	8	4.1.07	2024-10-01 09:39:57
Thoni Hermawan	Aplikasi ini bagus untuk berdagang kripto, tampilan juga mudah di pahami tidak ribet, pakai ini saat mau daftar 🌟 nakama 🌟 sangat kompetitif untuk perdagangan yang efisien tanpa biaya yang besar, permintaan topup dan penarikan dipesros dengan cepat, ini merupakan nilai tambah yang sangat besar, di tambah pelayanan cs sangat cepat respon, reku salah satu platform andalan, sangat rekomendasi untuk pemakaian. 🌟	5	9	4.1.07	2024-10-08 22:37:40

Gambar 2. Ulasan Pengguna

## 2.3. Data Cleansing

Dilakukan untuk menghapus duplikasi, entri kosong, dan karakter tidak relevan. Dari 9.750 data mentah, 8.000 data layak dipertahankan untuk *preprocessing*.

## 2.4. Data Preprocessing

Langkah-langkah *preprocessing* dirancang untuk meningkatkan kualitas data, mengurangi noise, dan memastikan bahwa data sesuai dengan kebutuhan analisis. Dilakukan proses pertama dari *preprocessing* yaitu *Case Folding*, mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil, kemudian melakukan

tokenisasi di mana teks ulasan dipecah menjadi unit-unit kata atau token. Langkah berikutnya adalah *stopword removal*, menghapus kata yang tidak relevan dalam suatu kalimat berdasarkan daftar *stopword*. Selanjutnya, dilakukan *stemming* yang bertujuan untuk mengubah kata ke dalam bentuk dasarnya.

Tabel 1. Hasil Preprocessing

Data Ulasan Sebelum Preprocessing	Data Ulasan Sesudah Preprocessing
apk bagus,mudah di gunakan dan cepat dalam bertransaksi	aplikasi bagus mudah guna cepat transaksi
sangat rekomendasi bagi pemula aplikasinya sangat mudah digunakan	rekomenadasi mula aplikasi mudah guna

## 2.5. Labeling Data

Data yang sudah didapatkan kemudian dikategorikan menjadi 2 kategori, yaitu positif dan negatif menggunakan *InSet Lexicon (Indonesian Sentiment Lexicon)*, yang dikembangkan oleh Fajri Koto dan Gemala Y. Rahmasingtyas [16]. Jika total polaritas lebih besar dari 0 maka data sentimen positif, dan apabila polaritas lebih kecil dari 0 maka data sentimen negatif. Hasil pelabelan otomatis ini kemudian diperiksa ulang secara manual dan diverifikasi ulang oleh satu validator tambahan yang memahami analisis sentimen untuk memastikan akurasi dan konsistensi hasil labelisasi, mengingat leksikon memiliki keterbatasan dalam memahami konteks, ironi, atau makna tersirat. Hasil labelisasi ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Sample Hasil Labelisasi

Data Ulasan	Label Sentimen
aplikasi bagus mudah guna cepat transaksi	Positif
rekomenadasi mula aplikasi mudah guna	Positif

Berdasarkan proses labelisasi ini, diperoleh total 5.440 ulasan dengan sentimen positif dan 1.750 ulasan dengan sentimen negatif. Pelabelan menggunakan lexicon sebagai dasar untuk melabeli data untuk keperluan pelatihan model klasifikasi.

## 2.6. Word Embedding

Penelitian ini menggunakan pustaka Gensim dengan pengaturan ukuran vektor sebesar 400 dimensi dan window size 5. Secara khusus, model Word2Vec yang digunakan adalah *skip-gram*, yaitu pendekatan yang mempelajari kata target berdasarkan konteks sekitarnya. *Skip-gram* cocok digunakan pada data dengan jumlah terbatas karena kemampuannya menangkap hubungan kata yang jarang muncul, sehingga representasi fitur menjadi lebih informatif dan relevan untuk proses klasifikasi[17]. Hasil dari proses ini digunakan sebagai input untuk model CNN dan SVM.

## 2.7. Data Splitting and Handling Imbalance Data

Data dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Setelah melakukan proses pelabelan sentimen pada setiap ulasan yang ada, terdapat pembagian jumlah data yang tidak merata di 2 kelas yang berbeda. Teknik yang akan digunakan dalam Handling Imbalance Data ialah dengan menggunakan SMOTE atau *Synthetic Minority Over Sampling Technique*. SMOTE memperkuat kinerja masing-masing *base learner* sebelum digabungkan. Dengan data latih yang seimbang, proses voting dalam ensemble menjadi lebih adil dan stabil, serta mengurangi potensi dominasi kelas mayoritas [18]. Pendekatan ini memastikan bahwa peningkatan akurasi berasal dari kombinasi yang optimal. Setelah melalui tahap oversampling SMOTE, Jumlah data positif dan negatif menjadi imbang sebanyak 3792 data.

## 2.8. Klasifikasi Model

Dilakukan klasifikasi ulasan aplikasi Reku menggunakan CNN, SVM, dan IndoBERT, dengan data yang telah melalui preprocessing, word embedding, pembagian data, dan SMOTE. Beberapa skenario model yang akan dilakukan pada penelitian ini sebagai berikut:

1. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Data latih digunakan untuk melatih CNN dan data uji untuk evaluasi. Implementasi menggunakan PyTorch. Arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari *embedding layer* dengan dimensi 400 (hasil Word2Vec), satu convolutional layer dengan 128 filter dan kernel size 3, fungsi aktivasi ReLU.

2. *Support Vector Machine (SVM)*

Data latih digunakan untuk membangun SVM, data uji untuk evaluasi. SVM mencari hyperplane optimal dari fitur preprocessing dan embedding.

3. IndoBERT

Menggunakan IndoBERT-base-p1 dan dilakukan fine-tuning pada dataset ulasan Reku. Implementasi menggunakan Transformers, PyTorch, dan Tensorflow. Proses fine-tuning IndoBERT-base-p1 dilakukan menggunakan hyperparameter learning rate 2e-5 dan weight decay 0.01.

4. *Ensemble Learning*

Menggunakan Soft Voting dan Weighted Soft Voting. Soft Voting menggabungkan probabilitas prediksi beberapa model, sedangkan Weighted Soft Voting memberi bobot sesuai akurasi model. Menggunakan tiga *base learners* yaitu SVM, CNN, dan IndoBERT. Prediksi dari ketiga model ini dikombinasikan menggunakan metode soft voting dan weighted soft voting untuk menghasilkan klasifikasi sentimen akhir yang lebih akurat, seimbang dan akan dievaluasi menggunakan confusion matrix.

## 2.9. Model Evaluation

Pada tahap ini dilakukan pengukuran kinerja dari algoritma-algoritma yang telah digunakan untuk klasifikasi. Confusion matrix digunakan sebagai metode evaluasi kinerja dengan menilai tingkat akurasi, *recall*, *presisi*, dan *F1-score* dari model. Setelah mendapatkan hasil dari pengukuran tersebut, dapat ditarik Kesimpulan dengan membandingkan kelima scenario model yang digunakan.

## 2.10. Pengembangan Sistem

Model terbaik diimplementasikan ke aplikasi web menggunakan Streamlit dan Python. Evaluasi berdasarkan nilai ROC AUC.

## 2.11. Uji Validasi Sistem

Pada tahap validasi sistem digunakan 1.507 ulasan baru yang tidak termasuk dalam data pelatihan maupun data pengujian. Dataset terpisah ini digunakan untuk mengevaluasi performa aplikasi Streamlit secara langsung dalam menghadapi data nyata yang tidak pernah dilihat oleh model sebelumnya. Berdasarkan hasil confusion matrix, kemudian dihitung nilai akurasi sistem untuk mengukur kinerja model secara keseluruhan dengan persamaan berikut ini.

$$(TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \quad (1)$$

Ketentuan:

TP = *True Positif* (Jumlah data positif yang diprediksi dengan benar)

TN = *True Negatif* (Jumlah data negatif yang diprediksi dengan benar)

FP = *False Positif* (Jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai positif)

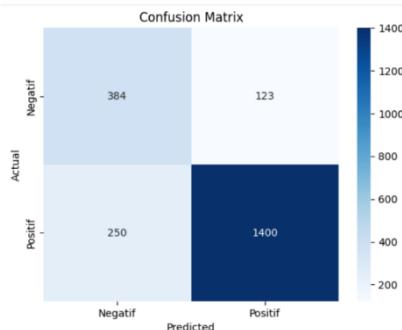
FN = *False Negatif* (Jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai negatif)

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Evaluasi Model

a. Model *Convolutional Neural Network (CNN)*

CNN dibangun dengan *layer embedding* yang dapat dilatih, dilanjutkan dengan *layer* konvolusional 1D, *max-pooling*, dan *dropout*. Sebagai peningkatan performa, ditambahkan pula *layer* LSTM *bidirectional* untuk menangkap konteks dua arah, serta beberapa *dense layer* sebelum *layer output* sigmoid. Model CNN kemudian dilatih selama 30 epoch dengan *batch size* sebesar 128.

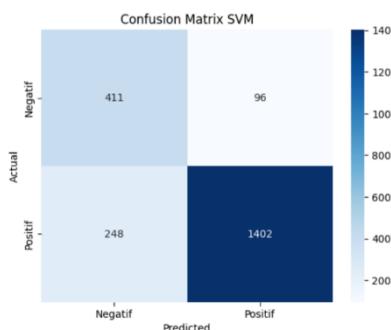


Gambar 3. *Confusion Matrix* Model CNN

Pada Gambar 3. ditampilkan confusion matrix dari model CNN. Berdasarkan hasil tersebut, model berhasil mengklasifikasikan 384 data sebagai true negatif dan 1400 data sebagai true positif. Namun demikian, masih terdapat kesalahan prediksi berupa 123 data false positif (prediksi positif padahal sebenarnya negatif) dan 250 data false negatif (prediksi negatif padahal sebenarnya positif).

#### b. Model SVM

Model SVM dengan kode program pada Gambar 4.17 dibangun dengan menggunakan kernel polinomial, parameter regulasi  $C=100$ ,  $gamma=1$ , dan  $probability=True$  agar menghasilkan probabilitas prediksi yang dapat digunakan dalam ensemble.

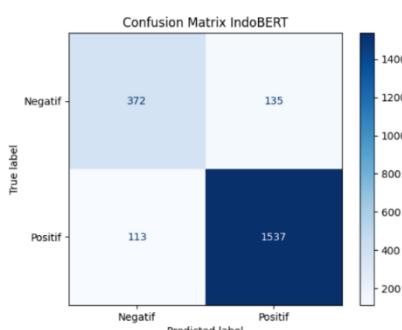


Gambar 4. *Confusion Matrix* Model SVM

Pada Gambar 4. menunjukkan confusion matrix dari model SVM. Model ini mampu mengklasifikasikan 411 data sebagai true negatif dan 1402 data sebagai true positif. Adapun kesalahan prediksi yang terjadi terdiri dari 248 data false negatif dan 96 data false positif.

#### c. Model IndoBERT

Untuk model IndoBERT digunakan tokenizer dari Hugging Face untuk melakukan tokenisasi teks. Agar model dapat mengatasi ketidakseimbangan kelas, dihitung bobot kelas (*class\_weights*) yang kemudian digunakan dalam fungsi *loss*. Proses training dilakukan dengan *AdamW* sebagai *optimizer* serta *scheduler* untuk mengatur laju pembelajaran. Data pelatihan dimasukkan dalam DataLoader dengan *batch size* 32, dan proses training berlangsung selama 5 epoch.

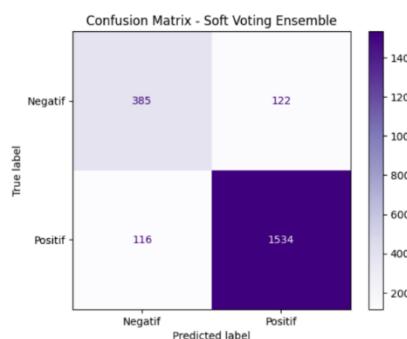


Gambar 5. *Confusion Matrix* IndoBERT

Pada Gambar 5. ditampilkan confusion matrix dari model IndoBERT. Model ini berhasil memprediksi 372 data sebagai true negatif dan 1537 data sebagai true positif. Namun, terdapat 135 data false positif dan 113 data false negatif. Berbeda dengan CNN yang hanya menangkap pola lokal dan SVM yang mengandalkan representasi statis seperti Word2Vec, IndoBERT mampu memaknai hubungan antar kata secara kontekstual, termasuk frasa ambigu, variasi gaya bahasa, maupun struktur kalimat yang kompleks. Kemampuan pemahaman konteks yang lebih kaya inilah yang membuat IndoBERT menghasilkan prediksi sentimen yang lebih akurat dan stabil dibandingkan dua model lainnya.

d. Soft Voting

Setelah masing-masing model menyelesaikan pelatihan dan menghasilkan probabilitas prediksi, dilakukan proses ensemble dengan teknik *Soft Voting*. Data probabilitas dari ketiga model (SVM, CNN, dan IndoBERT) digabung dan dirata-ratakan untuk menghasilkan probabilitas akhir.

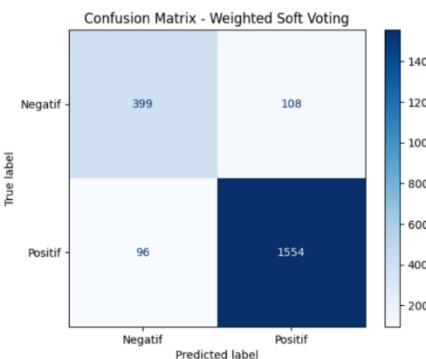


Gambar 6. *Confusion Matrix Soft Voting*

Pada Gambar 6. ditampilkan confusion matrix dari model *Soft Voting*. Model ini berhasil mengklasifikasikan 385 data sebagai true negatif dan 1534 data sebagai true positif. Sementara itu, terdapat 116 data false negatif dan 122 data false positif.

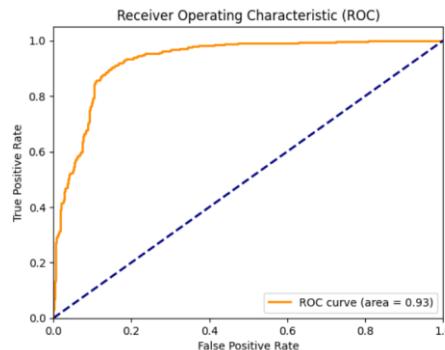
e. Weighted Soft Voting

Pada metode ini, masing-masing model diberikan bobot kontribusi yang berbeda. Bobot tersebut dihitung berdasarkan performa masing-masing model. Probabilitas dari ketiga model dikombinasikan dengan bobotnya masing-masing untuk mendapatkan probabilitas akhir, dan prediksi akhir ditentukan berdasarkan nilai maksimum dari hasil *weighted ensemble* tersebut.



Gambar 7. Confusion Matrix Weighted Soft Voting

Pada Gambar 7. menampilkan confusion matrix dari model *Weighted Soft Voting*. Model ini menunjukkan performa terbaik dibandingkan model-model lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa teknik Weighted Soft Voting efektif dalam mengoptimalkan hasil klasifikasi dengan memberikan bobot berbeda pada setiap model berdasarkan performa masing-masing.



Gambar 8. ROC AUC Model Weighted Soft Voting

Pada Gambar 8. menunjukkan grafik *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dari model *Weighted Soft Voting*, yang menghasilkan nilai area under the curve (AUC) sebesar 0,93. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan antara kelas sentimen positif dan negatif.

### 3.4. Analisis Skenario Pengujian

Perbandingan hasil klasifikasi berdasarkan 5 skenario yang telah diujikan dapat dilihat pada Tabel 3. *Weighted Soft Voting* menghasilkan akurasi terbaik sebesar 91%, dengan distribusi prediksi yang paling seimbang antara kelas positif dan negatif.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Secara Keseluruhan

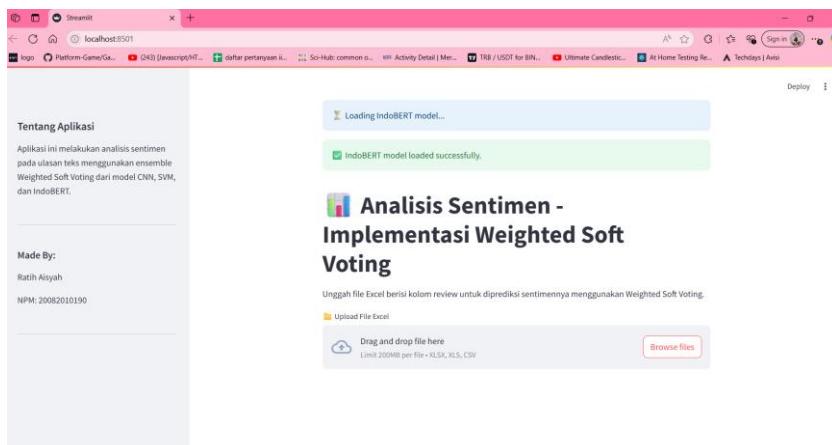
Skenario	Accuracy	Avg Precision	Avg Recall	Avg F1-score
Convolutional Neural Network (CNN)	83%	85%	83%	83%
Support Vector Machine (SVM)	84%	86%	84%	85%
IndoBERT	89%	88%	89%	88%
Soft Voting	89%	89%	89%	89%
Weighted Soft Voting	91%	90%	91%	91%

### 3.5. Pengembangan Sistem

Model klasifikasi yang digunakan dalam sistem ini adalah *Weighted Soft Voting*, yaitu model dengan performa terbaik berdasarkan hasil evaluasi sebelumnya. Berikut ini adalah tampilan fitur-fitur utama dari website yang telah dikembangkan.

#### 1. Fitur Upload File

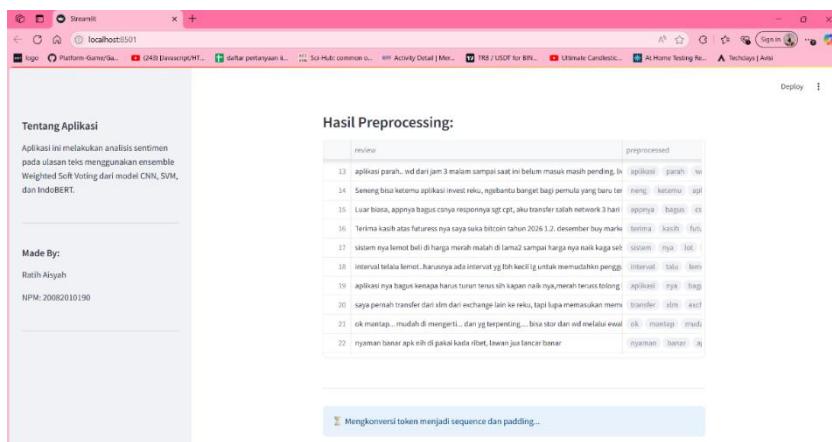
Pada Gambar 9. ditampilkan fitur upload file yang memungkinkan pengguna mengunggah data ulasan dalam berbagai format, seperti CSV, XLS, atau XLSX. Agar proses analisis dapat berjalan dengan baik, file yang diunggah harus mengikuti format template yang telah ditentukan, yaitu memiliki kolom bernama "review" yang berisi teks ulasan pengguna. Fitur ini dirancang untuk memberikan kemudahan dan fleksibilitas dalam memasukkan data.



Gambar 9. Tampilan Fitur Upload File Excel yang Berisi Data Review

## 2. Fitur Data Tabel Keseluruhan

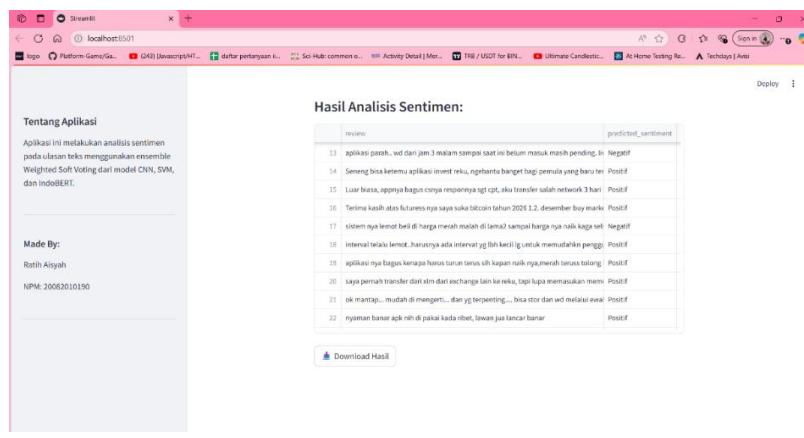
Setelah file berhasil diunggah, sistem akan menampilkan data dalam bentuk tabel sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 10. Tabel ini memuat seluruh data yang diunggah beserta hasil *preprocessing*. Tujuannya adalah agar pengguna dapat melihat transformasi data sebelum dilakukan analisis sentimen, sehingga proses menjadi lebih transparan dan mudah dipahami.



Gambar 10. Tampilan Fitur Tabel Keseluruhan Data

### 3. Fitur Tabel Hasil Analisis Sentimen

Gambar 11. memperlihatkan hasil akhir dari proses analisis sentimen. Hasil ini memungkinkan pengguna untuk segera mengetahui kecenderungan sentimen dari setiap ulasan yang dianalisis menggunakan model klasifikasi terbaik.



Gambar 11. Tampilan Fitur Tabel Hasil Analisis Sentimen

### 3.6. Uji Validasi Sistem

Berdasarkan hasil analisis menggunakan website dari model terbaik yang telah dipilih, maka perlu dilakukan uji validasi sistem dengan cara menghitung nilai akurasi. Tabel 4. berikut merupakan confusion matrix dari data validasi sistem.

Tabel 4. Confusion Matrix Data Validasi

Aktual	Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	1233	118
Negatif	29	127

$$\text{Akurasi} = \frac{(1233 + 127)}{(1233 + 118 + 29 + 127)} = 90.2\%$$

Sehingga, dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi dari prediksi skenario terbaik dalam bentuk website sebesar 90,2%. Nilai ini menunjukkan bahwa model ensemble learning yang telah diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Reku dengan tingkat ketepatan yang tinggi, menandakan bahwa sistem memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali dan membedakan sentimen positif dan negatif secara akurat. Adapun berikut Tabel 5. perbandingan sampel dari prediksi sentimen dan sentimen aslinya.

Tabel 5. Sampel Perbandingan Sentimen Hasil Prediksi Sistem

Review	Sentiment	Predicted sentiment
Exchange terbaik, transaksi cepat di proses mantap 🤝	Positif	Positif
apaan pajak penarikannya banyak amat 😱		
Rp.6.000 mending ke peluang gaje ni apk topup via shopeepay aja kena potong Rp.8.000, haha nasib apk indo haus pajak semua	Negatif	Negatif

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa tujuan yang telah dirumuskan pada bagian pendahuluan berhasil dicapai melalui hasil dan pembahasan yang konsisten. Penerapan metode ensemble learning, khususnya pendekatan Weighted Soft Voting, terbukti mampu meningkatkan akurasi analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Reku hingga mencapai 91%, dengan ketebalan performa sebesar 90,2% pada data validasi sistem. Kombinasi model CNN, SVM, dan IndoBERT memberikan prediksi yang lebih seimbang terhadap dua kelas sentimen dan mengatasi keterbatasan masing-masing model secara individu. Temuan mengenai dominasi sentimen positif serta kritik dalam sentimen negatif dapat menjadi masukan berharga bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi. Proses implementasi yang mencakup *preprocessing*, *word embedding*, *balancing* data, dan pengujian model turut memperkuat kontribusi penelitian ini dalam pengembangan sistem analisis sentimen. Aplikasi web berbasis Streamlit yang dihasilkan dapat digunakan sebagai alat bantu strategis dalam mengevaluasi opini pengguna secara interaktif. Untuk penelitian selanjutnya, model dapat diperluas dengan penambahan kelas netral, diuji pada dataset dari aplikasi lain untuk mengevaluasi generalisasi, serta ditingkatkan kemampuannya dalam menangani variasi bahasa pengguna agar sistem menjadi lebih adaptif dan akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Takwim et al., "Inovasi Produk dan Layanan Keuangan Syariah," *J. Ekon. dan Bisnis: Pusat Riset dan Publikasi Fakultas Ekon. dan Manajemen Universitas Samawa*, vol. 12, no. 2, pp. 205–213, 2024, doi: 10.58406/jeb.v12i2.1735

- [2] A. S. Ningsih et al., "Upaya Peningkatan Pengetahuan Investasi Pada Platform Media Investasi Digital Bagi Santri Pondok Pesantren Asshodiqiyah Kota Semarang," *Abdi Wiralodra: J. Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 5, no. 2, pp. 220–232, 2023, doi: 10.31943/abdi.v5i2.107
- [3] M. N. Hasani, M. Ramadhan, K. Mariyani, R. Setiawan, I. Sucidha, and Sardjono, "Analisis Cryptocurrency Sebagai Alat Alternatif Dalam Berinvestasi Di Indonesia Pada Mata Uang Digital Bitcoin," *Ilmiah Ekonomi Bisnis*, vol. 8, no. 2, pp. 209–220, 2022. doi: 10.35972/jieb.v8i2.762
- [4] R. C. Setiawan, S. Idayanti, and M. Wildan, "Perkembangan Komoditi Digital dalam Asset Kripto di Indonesia", *PLJ*, vol. 1, no. 2, pp. 369–384, Nov. 2023, doi: 10.24905/plj.v1i2.32
- [5] M. G. Senali et al., "Determinants of trust and purchase intention in social commerce: Perceived price fairness and trust disposition as moderators," *Electron. Commer. Res. Appl.*, vol. 64, p. 101370, 2024, doi: 10.1016/j.elerap.2024.101370.
- [6] I. Juventius, T. Gurning, P. P. Adikara, and R. S. Perdana, "Analisis Sentimen Dokumen Twitter menggunakan Metode Naïve Bayes dengan Seleksi Fitur GU Metric," *J. Pengembangan Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 5, pp. 2169–2177, 2023. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/12665>
- [7] A. Muzakir, K. Adi, and R. Kusumaningrum, *Penerapan Konsep Machine Learning dan Deep Learning (Pendekatan Ekspansi Semantik untuk Klasifikasi Ujaran Kebencian)*. Semarang, Indonesia: UNDIP Press, 2024, ISBN: 978-623-417-282-9.
- [8] M. A. Rayadin et al., "Implementasi Ensemble Learning Metode XGBoost dan Random Forest untuk Prediksi Waktu Penggantian Baterai Aki," *BIOS: J. Teknol. Inf. dan Rekayasa Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 111–119, 2024, doi: 10.37148/bios.v5i2.128
- [9] N. Agustina and C. N. Ihsan, "Pendekatan Ensemble untuk Analisis Sentimen Covid19 Menggunakan Pengklasifikasi Soft Voting," *J. Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer.*, vol. 10, no. 2, p. 263, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231026215
- [10] M. Irfani and S. Khomsah, "Analisis sentimen berbasis aspek pada EDOM pembelajaran menggunakan metode CNN dan Word2vec," *J. Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 12, pp. 413–420, Jul. 2024, doi: 10.26418/justin.v12i3.75610
- [11] D. Sumartini and L. Wisudawati, "Analisis sentimen pada ulasan aplikasi Tokocrypto dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) pada Google Play," \*Jurnal Ilmiah Informatika Komputer\*, vol. 29, pp. 283–297, Dec. 2024, doi: 10.35760/ik.2024.v29i3.12915
- [12] M. F. Cahyadi and T. H. Rochadiani, "Implementasi Ensemble Deep Learning Untuk Analisis Sentimen Terhadap Genre Game Mobile," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 3, p. 1512, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i3.7832
- [13] K. Aang, "Klasifikasi berita hoaks bahasa Indonesia menggunakan Indobert Fine-Tuning dengan pendekatan Focal Loss pada data tidak seimbang," *Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim*, 2025. [Online]. Available: <http://etheses.uinmalang.ac.id/id/eprint/76060>
- [14] M. R. Iffa, "Peningkatan kinerja Support Vector Machine menggunakan model bahasa BERT untuk klasifikasi sentimen dengan dataset terbatas," *ZONAsi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 422–432, 2025.
- [15] F. K. Ihtada, "Studi perbandingan metode ekstraksi fitur untuk topic modeling berbasis aspek dan sentimen analisis pada ulasan produk E-Commerce," *Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim*, 2025. [Online]. Available: <http://etheses.uin-malang.ac.id/id/eprint/77387>
- [16] I. Fajri et al., *Data Mining*. Serasi Media Teknologi, 2024. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=YykdEQAAQBAJ>
- [17] D. S. Asudani, N. K. Nagwani, and P. Singh, "Impact of word embedding models on text analytics in deep learning environment: a review," *Artificial Intelligence Review*, pp. 1–81, 2023. doi: 10.1007/s10462-023-10419-1.
- [18] A. Arifiyanti and E. Wahyuni, "SMOTE: Metode penyeimbang kelas pada klasifikasi data mining," *SCAN - Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 15, 2020, doi: 10.33005/scan.v15i1.1850